

Міністерство освіти і науки України
Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя

Факультет комп'ютерно-інформаційних систем і програмної інженерії
(повна назва факультету)

Кафедра комп'ютерних наук
(повна назва кафедри)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на здобуття освітнього ступеня

магістр

(назва освітнього ступеня)

на тему: Системи комп'ютерного зору на основі інтернету речей для безпекових потреб "розумних міст"

Виконав: студент VI курсу, групи СНм-61

спеціальності 122 Комп'ютерні науки

(шифр і назва спеціальності)

(підпис)

Крисюк М.В.

(прізвище та ініціали)

Керівник

(підпис)

Сверстюк А.С.

(прізвище та ініціали)

Нормоконтроль

(підпис)

Дуда О.М.

(прізвище та ініціали)

Завідувач кафедри

(підпис)

Боднарчук І.О.

(прізвище та ініціали)

Рецензент

(підпис)

Тиш Є.В.

(прізвище та ініціали)

Тернопіль
2023

Міністерство освіти і науки України
Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя

Факультет комп'ютерно-інформаційних систем і програмної інженерії
(повна назва факультету)

Кафедра комп'ютерних наук
(повна назва кафедри)

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

(підпис) Боднарчук І.О.
(прізвище та ініціали)

« 25 » грудня 2023 р.

**ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ**

на здобуття освітнього ступеня Магістр
(назва освітнього ступеня)

за спеціальністю 122 Комп'ютерні науки
(шифр і назва спеціальності)

Студенту Крисюк Микола Володимирович
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Системи комп'ютерного зору на основі інтернету речей для безпекових потреб "розумних міст"

Керівник роботи Сверстюк А.С, д.т.н., професор кафедри КН
(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

Затверджені наказом ректора від « 24 » листопада 2023 року № 4/7-1099

2. Термін подання студентом завершеної роботи 26 грудня 2023р.

3. Вихідні дані до роботи Наукові публікації про системи комп'ютерного зору, Інтернет речей, кібербезпеку та «розумні міста».

4. Зміст роботи (перелік питань, які потрібно розробити)
Вступ. 1. Огляд та аналіз безпекової предметної області «розумних міст». 2. Методи та засоби комп'ютерного зору для безпекового спостереження в «розумних містах». 3. Використання систем комп'ютерного зору на основі інтернету речей для безпекових потреб «розумних міст». 4. Охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях. Висновки. Додатки.

5. Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень, слайдів)
1 Титульна сторінка. 2 Тема, Мета, Об'єкт, Предмет дослідження. 3 Завдання дослідження. 4 Актуальність дослідження. 5 Системи комп'ютерного зору. 6 «Розумні міста» та Інтернет речей. 7. Застосування безпекових роботів в «розумних містах». 8. «Розумні» безпекові агенти в міському середовищі. 9. Багаторівневий моніторинг безпеки. 10. Побудова локальної багатопланової карти. 11. Зміни максимальної кількості громадян та оцінки активності в зоні спостереження. 12. Розподіл ймовірностей об'єктів різних типів. 13. Нейромережний підхід до обробки зображень. 14. Висновки. 15. Завершальний слайд.

6. Консультанти розділів роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Охорона праці	Сенчишин В.С., доцент		
Безпека в надзвичайних ситуаціях	Клепчик В.М., ст. викладач		

7. Дата видачі завдання 24 листопада 2023 р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1.	Ознайомлення з завданням до кваліфікаційної роботи	25.11.2023	Виконано
2.	Підбір наукових джерел про системи комп'ютерного зору, Інтернет речей, кібербезпеку та «розумні міста»	26.11.2023-28.11.2023	Виконано
3.	Опрацювання наукових публікацій та збір даних по темі роботи	29.11.2023-1.12.2023	Виконано
4.	Виконання дослідження згідно мети кваліфікаційної роботи	2.12.2023-4.12.2023	Виконано
5.	Оформлення розділу «Огляд та аналіз безпекової предметної області «розумних міст»»	5.12.2023-7.12.2023	Виконано
6.	Оформлення розділу «Методи та засоби комп'ютерного зору для безпекового спостереження в «розумних містах»»	8.12.2023-10.12.2023	Виконано
7.	Оформлення розділу «Використання систем комп'ютерного зору на основі інтернету речей для безпекових потреб «розумних міст»	11.12.2023-13.12.2023	Виконано
8.	Виконання завдання до підрозділу «Охорона праці»	14.12.2023-15.12.2023	Виконано
9.	Виконання завдання до підрозділу «Безпека в надзвичайних ситуаціях»	16.12.2023-17.12.2023	Виконано
10.	Оформлення кваліфікаційної роботи	18.12.2023-19.12.2023	Виконано
11.	Нормоконтроль	19.12.2023-20.12.2023	Виконано
12.	Перевірка на плагіат	21.12.2023	Виконано
13.	Попередній захист кваліфікаційної роботи	22.12.2023	Виконано
14.	Захист кваліфікаційної роботи	26.12.2023	

Студент

_____ (підпис)

Крисюк М.В.

_____ (прізвище та ініціали)

Керівник роботи

_____ (підпис)

Сверстюк А.С.

_____ (прізвище та ініціали)

АНОТАЦІЯ

Системи комп'ютерного зору на основі інтернету речей для безпекових потреб "розумних міст" // Кваліфікаційна робота освітнього рівня «Магістр» // Крисюк Микола Володимирович // Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, факультет комп'ютерно-інформаційних систем і програмної інженерії, кафедра комп'ютерних наук, група СНм-61 // Тернопіль, 2023 // С. 68, рис. – 27, табл. – 1, кресл. – 15, додат. – 1, бібліогр. – 64.

Ключові слова: безпека, Інтернет речей, комп'ютерний зір, охоронний робот, розумне місто, система спостереження.

Кваліфікаційна робота присв'ячена дослідженню системи комп'ютерного зору на основі інтернету речей для безпекових потреб «розумних міст». В першому розділі кваліфікаційної роботи освітнього рівня «Магістр» описано актуальність досліджень в галузі системи комп'ютерного зору на основі інтернету речей. Подано аналіз наукових публікацій щодо систем комп'ютерного зору на основі інтернету речей для потреб «розумних міст». Розглянуто набори безпекових даних і програми для «розумних міст». Описано застосування безпекових роботів в «розумних містах». В другому розділі кваліфікаційної роботи досліджено безпекове спостереження на основі карт в «розумних містах». Описано мультимодальні агенти збору та обробки безпекових даних. Висвітлено процес глобального багат шарового спостереження та побудова ймовірнісної карти. Розглянуто виявлення безпекових аномалій в «розумних містах» за допомогою глобальних карт спостереження. Подано аналіз потоків людей і транспортних засобів «розумних міст». В третьому розділі кваліфікаційної роботи описано виявлення активності на відеозображеннях для безпекових потреб «розумних міст». Спроектовано процес розпізнавання діяльності для безпекових потреб «розумних міст». Організовано «розумне» спостереження за допомогою Інтернету речей в «розумному місті». Описано опрацювання наборів даних безпекових потреб «розумних міст».

ANNOTATION

Computer vision systems based on the Internet of things for safety needs of "Smart cities" // The educational level "Master" qualification work // Krysiuk Mykola Volodymyrovych // Ternopil Ivan Pulyuy National Technical University, Faculty of Computer Information Systems and Software Engineering, Department of Computer Science, SNm-61 group // Ternopil, 2023 // P. 68, fig. – 27, tables – 1, posters – 15, annexes – 1, ref. – 64.

Key words: security, Internet of things, computer vision, security robot, smart city, surveillance system.

The qualification work is dedicated to the research of the computer vision system based on the Internet of Things for the security needs of "smart cities". In the first section of the qualification work of the educational level "Master" the relevance of research in the field of computer vision based on the Internet of Things is described. An analysis of scientific publications on computer vision systems based on the Internet of Things for the needs of "smart cities" is presented. Security data sets and applications for "smart cities" are considered. The use of security robots in "smart cities" is described. In the second section of the qualification work, security surveillance based on maps in "smart cities" was investigated. Multimodal security data collection and processing agents are described. The process of global multi-layered observation and the construction of a probability map are highlighted. The detection of security anomalies in "smart cities" using global surveillance maps is considered. An analysis of the flows of people and vehicles of "smart cities" is provided. The third section of the qualification work describes the detection of activity on video images for the security needs of "smart cities". The activity recognition process for the security needs of "smart cities" has been designed. Organized "smart" surveillance using the Internet of Things in the "smart city". The processing of data sets of security needs of "smart cities" is described.

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ

CNN (англ. Convolutional neural network) – Згорткова нейронна мережа.

GMM (англ. Gaussian Mixture Model) – Модель суміші Гауса.

HBMІ (англ. History Binary Motion Picture) – Історія бінарного зображення руху.

IoT (англ. Internet of Things) – Інтернет речей.

LSTM (англ. Long Short-Term Memory) – Довга короткочасна пам'ять.

MOF (англ. aMount of Optical Flow) – Величина оптичного потоку.

SVM (англ. Support Vector Machine) – Метод опорних векторів.

ЗМІСТ

ВСТУП	7
1 ОГЛЯД ТА АНАЛІЗ БЕЗПЕКОВОЇ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ «РОЗУМНИХ МІСТ»	9
1.1 Актуальність досліджень в галузі системи комп'ютерного зору на основі інтернету речей	9
1.2 Аналіз наукових публікацій щодо систем комп'ютерного зору на основі інтернету речей для потреб «розумних міст»	12
1.3 Набори безпекових даних і програми для «розумних міст»	15
1.4 Застосування безпекових роботів в «розумних містах»	16
1.5 Висновок до першого розділу	20
2 МЕТОДИ ТА ЗАСОБИ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ ДЛЯ БЕЗПЕКОВОГО СПОСТЕРЕЖЕННЯ В «РОЗУМНИХ МІСТАХ»	21
2.1 Безпекове спостереження на основі карт в «розумних містах»	21
2.2 Мультимодальні агенти збору та обробки безпекових даних	21
2.2.1 Мультимодальний збір безпекових даних від різнорідних кількох агентів	21
2.2.2 Побудова локальної багатошарової карти спостереження «розумного міста»	23
2.3 Глобальне багатошарове спостереження та побудова ймовірнісної карти	27
2.3.1 Багатошарова глобальна карта спостереження	27
2.3.2 Генерація карти ймовірностей із карти спостереження	27
2.4 Виявлення безпекових аномалій в «розумних містах» за допомогою глобальної карти спостереження	31
2.4.1 Класифікація аномалій у карті ймовірностей «розумного міста» ..	31
2.5 Аналіз потоків людей і транспортних засобів «розумних міст»	32
2.6 Висновок до другого розділу	35

3 ВИКОРИСТАННЯ СИСТЕМ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ НА ОСНОВІ ІНТЕРНЕТУ РЕЧЕЙ ДЛЯ БЕЗПЕКОВИХ ПОТРЕБ «РОЗУМНИХ МІСТ».....	37
3.1 Виявлення активності на відеозображеннях для безпекових потреб «розумних міст»	37
3.2 Розпізнавання діяльності для безпекових потреб «розумних міст» ..	42
3.3 «Розумне» спостереження за допомогою Інтернету речей в «розумному місті»	46
3.4 Опрацювання наборів даних безпекових потреб «розумних міст» ...	48
3.5 Висновок до третього розділу	54
4 ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ	55
4.1 Нормативно-правові основи охорони праці у галузі інформаційних технологій	55
4.2 Вимоги пожежної безпеки при гасінні електроустановок	58
4.3 Висновок до четвертого розділу	60
ВИСНОВКИ.....	61
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ	62
ДОДАТКИ	

ВСТУП

Актуальність теми. Очікується, що «розумні міста» забезпечать мешканцям зручність за допомогою різних агентів, таких як відеоспостереження, роботи-доставники, роботи-охоронці та безпілотні транспортні засоби. Екологічні дані, зібрані різними агентами, можна використовувати для різних цілей, включаючи рекламу та моніторинг безпеки. Агенти на основі IoT є програмними агентами, які працюють на IoT-пристроях. Вони можуть використовуватися для автоматизації завдань, обробки даних та прийняття рішень. Очікується, що використання агентів на основі IoT у «розумних містах» буде зростати в майбутньому. Це пов'язано з тим, що IoT-технологія продовжує розвиватися, а також із зростаючим попитом на «розумні» рішення для міст.

Автоматичне розпізнавання людської діяльності є однією з віх проектів стеження за «розумними містами». Виявлення та розпізнавання діяльності людини спрямовані на ідентифікацію діяльності на основі спостережень, які виконує суб'єкт. На даний час світ рухається до концепції «розумного» та безпечного міста. Автоматичне розпізнавання людської діяльності є основним типом задач для стеження за «розумними містами». Таким чином, системи розпізнавання діяльності людини на основі зору є актуальним напрямком сучасних досліджень та мають широке застосування у відеоспостереженні, системах охорони здоров'я та взаємодії людини з комп'ютером.

Мета і задачі дослідження. Метою даної кваліфікаційної роботи освітнього рівня «Магістр» є підвищення безпечності «розумних міст» завдяки впровадженню у міське середовище системи комп'ютерного зору на основі IoT-пристроїв. Для досягнення поставленої мети потрібно виконати ряд завдань, зокрема:

- Проаналізувати стан досліджень в галузі системи комп'ютерного зору на основі інтернету речей.
- Дослідити існуючі на даний час методи та засоби комп'ютерного зору для безпекового спостереження в «розумних містах».

– Проаналізувати практичні приклади використання систем комп'ютерного зору на основі інтернету речей для безпекових потреб «розумних міст».

Об'єкт дослідження системи комп'ютерного зору для безпекового спостереження в «розумних містах».

Предмет дослідження. Методи та засоби безпекового спостереження з використанням IoT-пристроїв.

Наукова новизна одержаних результатів кваліфікаційної роботи полягає у тому, що отримали подальший розвиток підходи до виявлення активності на відеозображеннях та розпізнавання діяльності для безпекових потреб «розумних міст» засобами IoT-пристроїв та систем.

Практичне значення одержаних результатів. Проаналізовано та виконано узагальнення практичних застосунків «розумного» безпекового спостереження за допомогою Інтернету речей в міському середовищі.

Апробація результатів магістерської роботи. Основні результати проведених досліджень обговорювались на XI науково-технічній конференції «Інформаційні моделі, системи та технології» Тернопільського національного технічного університету імені Івана Пулюя (м. Тернопіль, 2023 р.).

Публікації. Основні результати кваліфікаційної роботи опубліковано у двох працях конференції (Див. додатки А).

Структура й обсяг кваліфікаційної роботи. Кваліфікаційна робота складається зі вступу, чотирьох розділів, висновків, списку літератури з 64 найменувань та одного додатку. Загальний обсяг кваліфікаційної роботи складає 68 сторінки, з них 46 сторінки основного тексту, який містить 27 рисунків та одну таблицю.

1 ОГЛЯД ТА АНАЛІЗ БЕЗПЕКОВОЇ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ «РОЗУМНИХ МІСТ»

1.1 Актуальність досліджень в галузі системи комп'ютерного зору на основі інтернету речей

Очікується, що «розумні міста» забезпечать мешканцям зручність завдяки численним агентам, таким як системи відеоспостереження, роботи-доставники, роботи-охоронці та безпілотні транспортні засоби. Виконуючи свої завдання, ці агенти можуть збирати екологічні дані та використовувати їх для різних цілей, включаючи рекламу та моніторинг безпеки.

Для додатків безпеки можна забезпечити ефективну послугу, якщо поєднати різні агенти, наприклад, якщо послуга безпеки надається за допомогою стаціонарного відеоспостереження та роботів-доставників, можна зменшити витрати та усунути сліпі зони. Хоча були спроби надати послуги безпеки за допомогою мультиагентів [1], обробка великих мультимодальних даних має обмеження. Через обмеження бездротового зв'язку більшість роботів безпеки виконували більшу частину обробки даних у роботі. У багатьох випадках основною функцією робота є виконання певної функції, наприклад виявлення зловмисників. Однак ці підходи мають обмеження при роботі з багатоагентними системами в складних і динамічних середовищах.

Однак, незважаючи на те, що з'являються різні набори даних для збору даних у «розумних містах», дослідження служб моніторингу безпеки з використанням мультимодальних даних із мобільних платформ у середовищі «розумного міста» все ще відсутні. Коли багатоагентна система використовується в «розумному місті», генерується значна кількість даних, що вимагає використання ефективного методу для роботи з великими обсягами даних, створених декількома агентами.

Останніми роками технологічний прогрес, який постійно зростає, зробив автоматизоване розпізнавання людської діяльності поширеним предметом дослідження. Відеоспостереження має широкий спектр застосування. Ці

застосунки включають звичайні та підозрілі дії, такі як ігри, взаємодія людини з комп'ютером, спостереження за іспитами, виявлення порушень, аналіз спорту, прогнозування поведінки натовпу тощо. Це важливий аспект безпеки для внутрішнього та зовнішнього середовища [2].

Інновації відбуваються швидко, і оскільки існує велика кількість відеоданих для обробки, ручне опрацювання є неможливим і може викликати помилки. Крім того, постійно стежити за громадськими місцями надзвичайно складно. Отже, необхідно встановити «розумне» відеоспостереження, яке може відстежувати рухи людей у режимі реального часу, класифікувати їх як звичайні чи виняткові та надавати сповіщення [3].

Виявлення людської діяльності покладається на такі давачі, як радар, камери та мобільні телефони, щоб визначити відхилення в поведінці людини. Вони використовуються для взаємодії людини з комп'ютером, спостереження, моніторингу підозрілих дій та інших цілей безпеки [4]. Більшість сучасних систем покладаються на відео, зібране з камер відеоспостереження. У разі скоєння злочину чи акту насильства цей запис буде використано у розслідуванні. Однак було б краще побудувати систему, яка могла б заздалегідь визначити аномальну або несподівану обставину та повідомити про це відповідні органи влади [5].

Останніми роками технологічний прогрес, який постійно зростає, зробив автоматизоване розпізнавання людської діяльності поширеним предметом дослідження [6]. Відеоспостереження має широкий спектр застосування. Ці програми можуть включати звичайні та підозрілі види діяльності, такі як;

- ігри;
- взаємодія людини з комп'ютером;
- спостереження за іспитами;
- виявлення правопорушень;
- аналіз спорту;
- прогнозування поведінки натовпу тощо.

Це важливий аспект безпеки для внутрішнього та зовнішнього середовища [7].

Зараз інновації відбуваються стрімкими темпами. Найпопулярнішою темою досліджень сьогодні є роботизоване розпізнавання людської діяльності. Оскільки необхідно обробляти велику кількість відеоданих, ручне втручання буде не тільки виснажливим, але й призведе до пропусків, що зробить систему ефективною та схильною до помилок. Цим питанням займається автоматичне відеоспостереження. Неможливо стежити за подіями камер відеоспостереження вручну. Незалежно від того, відбулася подія чи ні, пошук потрібної події за допомогою записів займає надзвичайно багато часу. Однак більш привабливою є система, яка автоматично визначає будь-які ненормальні умови заздалегідь і сповіщає відповідні органи влади. Його можна використовувати як у приміщенні, так і на відкритому просторі [8].

Для автоматичного розпізнавання активності на дорогах, в аеропортах, навчальних закладах, офісах тощо використовуються різні ефективні алгоритми. Комп'ютерний зір забезпечив машини людським зором. Доступні великі набори даних, які можна навчити за допомогою графічних процесорів, щоб допомогти робити майбутні прогнози. Технологія комп'ютерного зору має кілька етапів, як-от отримання вхідних даних від камер спостереження, розділення кадрів, класифікація та маркування діяльності та написання її опису. Зазвичай у комп'ютерному зорі використовуються два типи методів класифікації. Під наглядом і без нагляду; контрольована класифікація вимагає ручного маркування, тоді як неконтрольована класифікація повністю базується на комп'ютері та не потребує втручання комп'ютера [9].

Глибоке навчання є найбільш зразковою архітектурою, яка вивчає складні завдання серед інших архітектур. Він автоматично витягує функції із зображень і відображає важливу інформацію про зображення. Оскільки він витягує функції автоматично, це робить його зручнішим у використанні. CNN вивчає візуальні шаблони безпосередньо з пікселів [10]. Моделі довготривалої короткочасної пам'яті (LSTM) можна використовувати для відео, оскільки вони можуть запам'ятовувати речі протягом більш тривалого часу. Дана кваліфікаційна робота застосувала YOLOV4 для виявлення різних дій, пов'язаних зі спостереженням, і для розпізнавання дій використовується 3D CNN. Кілька

камер підключені до централізованої системи через протоколи IoT (Інтернет речей). Зв'язок через Ethernet створює локальний сервер для доступу до кожної камери через її конкретну IP-адресу, яка використовується в централізованому графічному процесорі для прогнозування [11].

1.2 Аналіз наукових публікацій щодо систем комп'ютерного зору на основі інтернету речей для потреб «розумних міст»

Розуміння людської поведінки зараз є однією з найважливіших областей дослідження комп'ютерного зору. Ідентифікація людської діяльності використовує дані від датчиків, таких як послідовність RGB-зображень камери, датчиків дальності або інших способів сприйняття [12], для автоматичної ідентифікації та розуміння дій людини. Його застосування включає спостереження, обробку відео, робототехніку та різноманітні системи, що включають взаємодію людини з комп'ютером [13].

На початку 1980-х років датчики глибини покращили розпізнавання діяльності людини. Попередні дослідження були зосереджені в основному на розумінні та ідентифікації поведінки у відеопотоках видимого світла. Кілька оглядових статей узагальнювали ці роботи з різною глибиною та з різних точок зору [14].

Автори [15] використовували інформацію про рух і контекстуальні функції для виявлення активності в сцені, стверджуючи, що дії мають тісний зв'язок із контекстом. Після ідентифікації та сегментації поведінки двошарове умовне випадкове поле використовується для розпізнавання подій за сегментованими шаблонами та контекстними знаннями. Однак вони не використовували еталонний набір даних, ані точність порівняно з повідомленою літературою.

Дослідники [16] порівняли дві архітектури CNN для інтеграції даних кольору та оптичного потоку для розпізнавання дій за допомогою мережі LSTM. Вони заявили про вищу продуктивність наборів даних:

- «Sports 1 million» – 73,1% проти 60,9%.
- «UCF-101» – 88,6% проти 88,0%.

– «NOT» – 88,6% проти 88,0%.

– Без додаткової інформації про оптичний потік – 82,6% проти 72,8%.

Автори [17] запропонували двоетапну модель часу, щоб розглянути незвичайні дії в громаді. Вони створили модель LSTM, щоб показати, як людина діє в серії кадрів, тоді як друга мережа LSTM додає уявлення на індивідуальному рівні. Нарешті, вони повідомили про точність виявлення 81,5%. А [18] використовували класифікатор CNN із даними про скелети для розпізнавання різних видів діяльності людини. Вони використовували два набори даних і досягли 95,11% і 96,67% точності.

В [19] описано модель з назвою «історія бінарного зображення руху» «НВМІ». У цій моделі вони представили новий метод виявлення переднього плану за допомогою моделі суміші Гауса «GMM», включаючи величину оптичного потоку «MOF». Щоб уникнути нерелевантного руху, вони використали метод швидкого пропуску кадрів. Таким чином, «НВМІ» є новим методом зображення повчальних понять для розпізнавання людської діяльності на основі суперпозиції людської форми. «НВМІ» досяг 97,60% точності під час тестування.

Автори [20] розробили систему для виявлення дій водія за допомогою підходу глибокого навчання. За допомогою недорогої камери зафіксовано дії десяти водіїв. Витягнуті зображення потім сегментуються за допомогою моделі суміші Гауса «GMM». Ці попередньо оброблені зображення застосовуються для навчання AlexNet [1], GoogLeNet і ResNet-50 [22] таким діям, як надсилання текстових повідомлень, перевірка в дзеркалі, використання мобільних телефонів тощо. Серед цих моделей AlexNet перевершила інші моделі з 81,6% , тоді як GoogLeNet і ResNet отримали 78,6% і 74,9% відповідно.

Працюючи лише над статичними зображеннями, дослідники [23] покращили підхід інтегрованих 3D-даних рухів людського тіла для створення тривимірного зображення історії руху. А [24] запропонували просторово-часове представлення силуету для опису властивостей руху, включаючи регулярну діяльність. Нарешті, було використано багатокласовий «SVM», причому кожна операція складалася з багатьох представлень і сценаріїв дескрипторів руху. На

наборі даних КТН вони досягли середньої точності 94,10%. Щоб змоделювати часовий розподіл гравців у спортивній події та передбачити майбутній курс дій, У [25] використовували ієрархічні «LSTM» для часового кодування витягнутих характеристик із відеокадрів і даних траєкторії. Однак про точність не повідомляється.

Нещодавно в [26] виявили аномалії в «розумних» лікарнях за допомогою аналізу головних компонентів «PCA» для виділення ознак діяльності. Нарешті, для класифікації аномалій використовується ансамблевий класифікатор. Експерименти проводилися на наборі даних «KDDCup-“99”», та було повідомлено про точність 93,2%.

У [27] застосували «CNN», «SVM» і «CNN» на основі регіону «CNN» «Yolov3 Tiny» для розпізнавання виконаних робочих завдань у промисловому середовищі. Робота [28] була зосереджена на досягненні результатів у режимі реального часу. Вони провели обширне дослідження з використанням різних наборів даних і навчили «FasterRCNN» за допомогою «Feature Pyramid Network» з «Resnet50» і досягли кращих результатів на 3,91 відсотка порівняно з методами, про які йдеться в науковій літературі. Автори [29] витягли дані з відео YouTube CCTV та репозиторіїв GitHub і використали два підходи:

- ковзне вікно-класифікацію
- пропозицію регіону виявлення об'єктів.

Вони протестували кілька попередньо підготовлених класифікаторів глибокого навчання. Однак «Yolov4» мав найкращу продуктивність для виявлення підозрілої активності з показником F1 91% і середньою точністю 91,73%.

На основі аналізу літератури можна зробити висновок, що більшість проведених досліджень не враховували ряд очікуваних випадків, здебільшого використовували статичні зображення та були адаптовані для конкретних цілей. Однак кінцевою метою є використання автоматично визначених поведінки та діяльності в групах у відео в прямому ефірі. Отже, спочатку виявляємо область інтересу, а потім передаємо її в класифікаційну мережу. Зменшення непотрібної навчальної інформації підвищить ефективність і точність.

Методологія базується на двох етапах. По-перше, потрібно виявити область інтересу «ROI» за допомогою точно налаштованої версії «Yolo-v4». По-друге, згенерувати послідовність з 16 кадрів, і передати «ROI» через послідовність кадрів у «3D-CNN» для класифікації.

1.3 Набори безпекових даних і програми для «розумних міст»

«Розумні міста» збиратимуть значну кількість міських даних з різних дачів у багатьох доменах. Наприклад, публічний сайт уряду США має набір даних про понад сто вісімдесят тисяч міст США, у середньому понад дві тисячі сімсот нових наборів даних зростає щомісяця [30]. Отже, у «розумних містах» моделювання для прикладних цілей та ефективного управління даними є важливими темами дослідження. Існує значна кількість даних у різних областях, таких як дорожній рух, навколишнє середовище, надзвичайні ситуації та громадська безпека, а також енергетика та соціальні дачі. Аналіз натовпу, розпізнавання поведінки, виявлення вогню та диму, прогнозування дорожнього руху та відстеження транспортних засобів – це певні набори даних, пов'язані з програмами комп'ютерного зору.

Технологія глибокого навчання широко використовується для вирішення проблем для зображень або відео з камер відеоспостереження. Розпізнавання поведінки є важливим процесом для виявлення аномальної поведінки, і багато досліджень тривають. Наступні набори даних можна використовувати для безпеки «розумних міст». Існують набори даних для розпізнавання людини, зокрема «SCFace», «UTKFace» і «IMDB-WIKI» [31], у різних місцях і камерах. Для дослідження групової класифікації та відстеження осіб за допомогою масових сцен відеоспостереження використовуються такі набори даних, як «UCSD», «UCFCC50» і «TRANCOS» [32]. Існує набір даних, який зосереджується на взаємодії людей, такий як «TV Human Interaction Dataset» [33], а також набір даних, який включає взаємодії з об'єктами та видами спорту, наприклад «UCF101». «Mivia» [34], «Bilkent» і «Cetin» – це набори даних про утворення вогню та диму, які спрямовані на виявлення із загальних зображень

RGB, а не з тепловізійних камер. Існують набори даних «BIT Vehicle» і «GTI Vehicle» [35], пов'язані з транспортними засобами, і триває дослідження щодо відстеження транспортних засобів, включаючи приблизну класифікацію автобусів, позашляховиків, седанів і вантажівок та виявлення транспортних засобів. Вищезазначені набори даних зазвичай являють собою зображення або відео, отримані зі стаціонарних камер.

Методи для передачі та обробки великих обсягів даних від кількох агентів необхідний для «розумних» програм, що функціонують в режимі реального часу. Обширний перелік досліджень спрямовані на розробку підходу до ефективної передачі такого великого обсягу даних [36]. Проте дослідження методів обробки в режимі реального часу для мультимодальних даних мобільних мультиагентів все ще знаходяться на ранніх стадіях. Отже, доцільно враховувати структуру даних, здатну забезпечити ефективний і інтегрований процес для великих мультимодальних наборів даних, зібраних декількома агентами в «розумних містах».

1.4 Застосування безпекових роботів в «розумних містах»

Хоча конфігурація давачів дещо інша, охоронний робот зазвичай виявляє людей і об'єкти за допомогою RGB-камер і лазерних сканерів. Автор [37] використовувала RFID-мітки та давачі металодетекторів для виявлення металевих бомб у зовнішньому середовищі, наприклад на великих об'єктах, у критичній інфраструктурі та на кордонах. Бездротова камера, встановлена на роботі, обертається по колу на 360 градусів і безперервно транслює певну зовнішню зону та використовує інфрачервоне освітлення для забезпечення спостереження навіть у повній темряві.

А автор [38] запропонував мобільного робота, який повторює навчений вручну шлях і виявляє аномалії зору, яких не було під час навчання. Мобільні роботи отримують панорамні зображення в складній лабораторії, коридорі та офісі та розрізняють зображення, зроблені під час автономного водіння, від еталонних зображень, зроблених під час навчання, щоб виявляти аномалії,

наприклад зловмисників. У свою чергу в [39] запропонував роботу-систему для патрулювання навколо дамби за допомогою системи на основі кількох давачів. Для точного пересування в складних ситуаціях навколо дамби використовувалися дані з колісних кодерів, IMU, LiDAR і приймачів GNSS. Глибоке навчання використовувалося для виявлення тріщин, людей і аномалій за допомогою зображень з камер RGB. У зазначених програмах для виявлення об'єктів і ненормальних ситуацій використовувався лише окремий давач, але кращі результати можна отримати за допомогою декількох давачів. Автор [40] запропонував автономного мобільного робота для спостереження в приміщенні та реалізував багатосенсорну платформу, включаючи монокулярну камеру, лазерний сканер та давач RFID. Сенсорна платформа була використана для забезпечення виявлення втрачених об'єктів для спостереження, виявлення людини, відстеження та автономної навігації.

Автори [41] описують процес використання множини стаціонарних та мобільних агентів у міському середовищі. Як показано на рисунку 1.1, п'ять фіксованих агентів і три мобільні агенти розгорнуті в зоні спостереження.

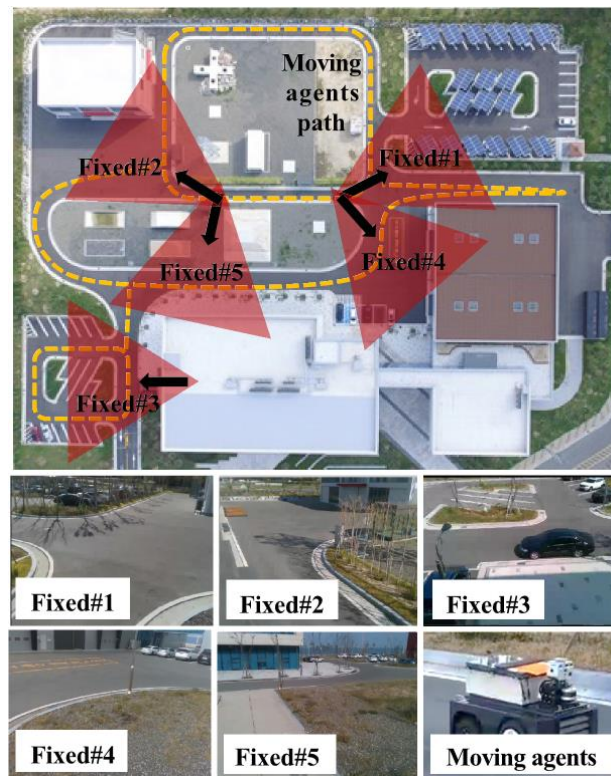


Рисунок 1.1 – Розміщення фіксованої та патрульної траси рухомих агентів у зоні моніторингу [41]

Розмір усієї зони моніторингу становить близько 170 м 140 м, а шлях патрулювання рухомого агента встановлюється відповідно до кількості мобільних агентів, що працюють одночасно.

Рухомий агент оснащений «Real Sense D435», тепловізійною камерою «A65» від «FLIR», «VLP16 3D LiDAR» від «Velodyne» та «MTi-G 710 IMU» від «XSens», а фіксований агент оснащений лише камерою RGB. Агенти були розроблені на базі робототехнічної системи (ROS). Декілька давачів, встановлених на мобільному агенті, і результати калібрування показані на рисунку 1.2.

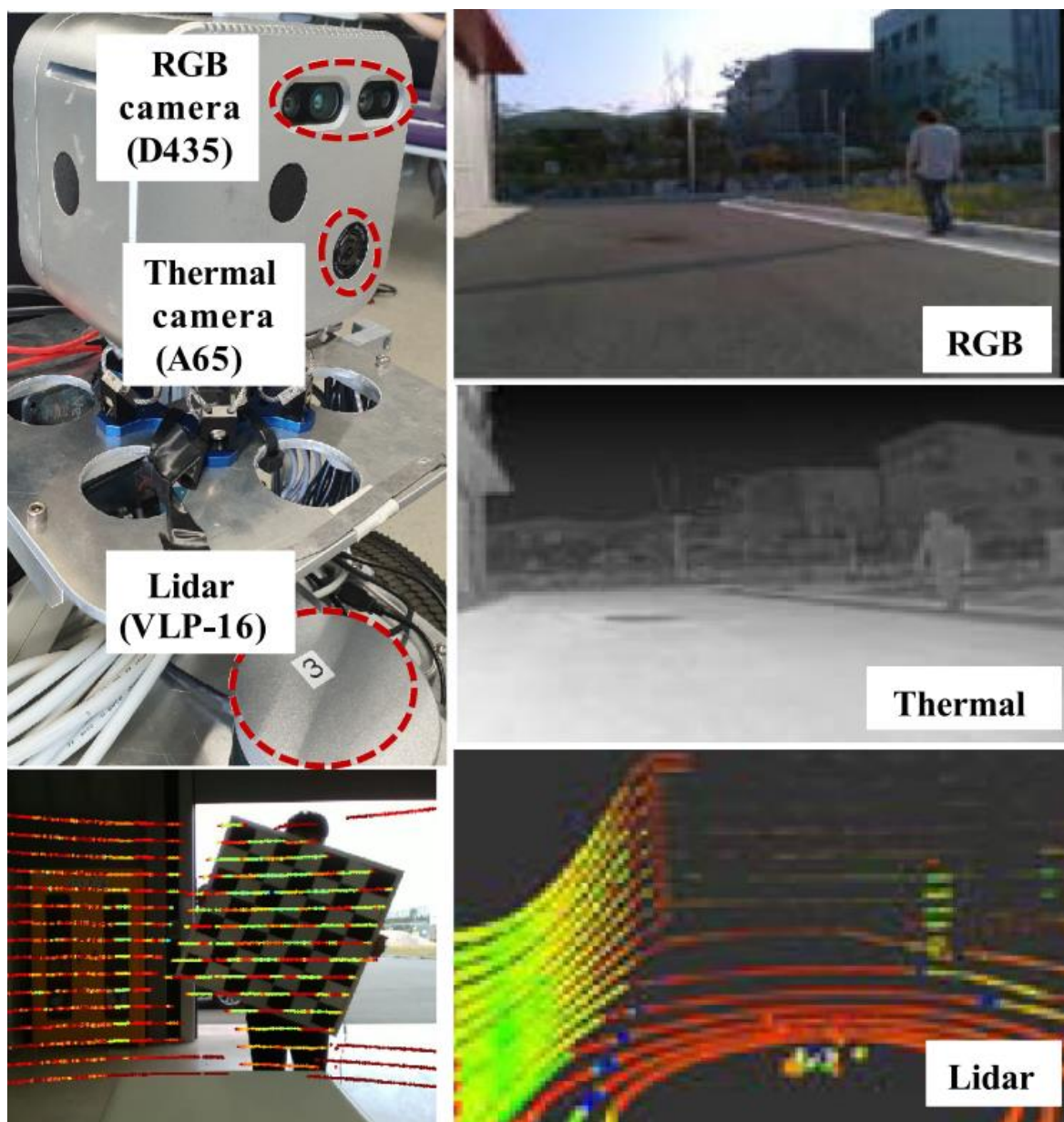


Рисунок 1.2 – Конфігурація, процес калібрування та дані датчика мобільного агента [41]

Для мультимодального калібрування датчик координати даних перетворюються на «LiDAR-RGB» та «LiDAR-thermal» на основі «LiDAR» [42]. Результати розпізнавання об'єктів і теплові карти розраховуються на основі системи координат «LiDAR».

Для побудови глобальної карти необхідна інформація про положення та напрямку робота, яку можна отримати в процесі навігації робота. Для навігації робота використовується GPS, IMU, LiDAR та інформація візуальної одометрії, а також використовується алгоритм, що складається з модулів слабого/сильного локалізатора та коваріаційної матриці, як показано на рисунку 8 [43].

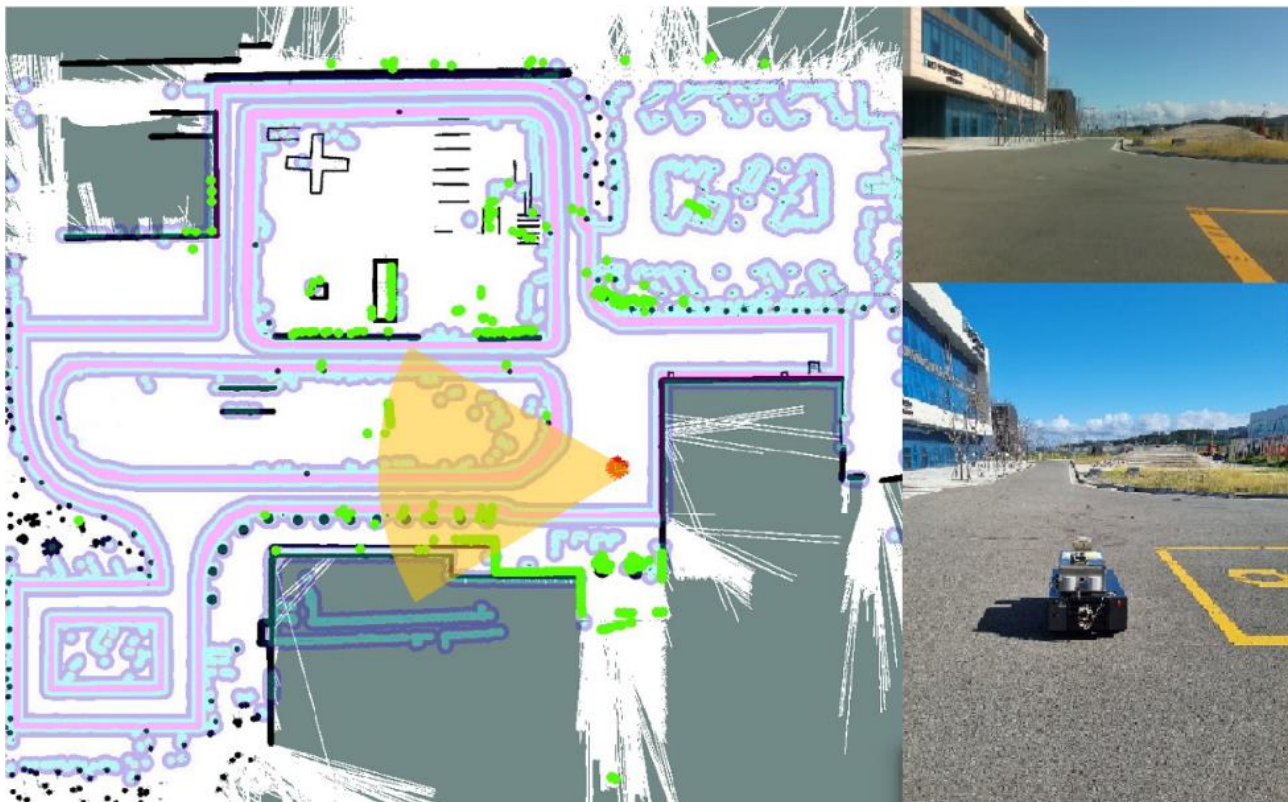


Рисунок 1.3 – Розпізнавання розташування та напрямку для глобальної карти будівля

Для мобільного агента було згенеровано в середньому 30 МБ/с мультимодальних даних. Завдяки перетворенню карти відеоспостереження їй вдалося знизити в середньому до 30 кБ/с. Відбулося значне підвищення ефективності передачі, обробки та зберігання даних за допомогою представленого методу. Однак під час процесу перетворення може статися

втрата інформації, що компенсується дозволом користувачеві перевірити відповідне зображення RGB. Можна додати алгоритми обробки зображень для кожного агента та включити результати в додаткові шари карти спостереження.

1.5 Висновок до першого розділу

В першому розділі кваліфікаційної роботи освітнього рівня «Магістр» описано актуальність досліджень в галузі системи комп'ютерного зору на основі інтернету речей. Подано аналіз наукових публікацій щодо систем комп'ютерного зору на основі інтернету речей для потреб «розумних міст». Розглянуто набори безпекових даних і програми для «розумних міст». Описано застосування безпекових роботів в «розумних містах».

2 МЕТОДИ ТА ЗАСОБИ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ ДЛЯ БЕЗПЕКОВОГО СПОСТЕРЕЖЕННЯ В «РОЗУМНИХ МІСТАХ»

2.1 Безпекове спостереження на основі карт в «розумних містах»

У «розумному місті» для ефективного та інтегрованого мультимодального процесу обробки даних для багатоагентної системи ми пропонуємо структуру даних карти спостереження, яка складається з двох частин: карти спостереження та карти ймовірностей. Карта спостереження генерується в два етапи:

- 1) кожен агент перетворює великі мультимодальні дані в багат шарову локальну карту та передає її на сервер;
- 2) сервер інтегрує кожну локальну карту спостереження для розробки глобальної мультисарова карта спостереження.

Використовуючи попередню базу даних карти спостереження, сервер обчислює глобальну карту ймовірності для поточної карти спостереження. Цю карту спостереження можна розробити шляхом укладання кількох фрагментів інформації відповідно до вимог користувача. Інформація з міського середовища, зокрема, моделі поведінки людей і транспортних засобів, зміни висоти та розподіл температури, перетворюються на карту спостереження.

2.2 Мультимодальні агенти збору та обробки безпекових даних

2.2.1 Мультимодальний збір безпекових даних від різнорідних кількох агентів

Для моніторингу великих територій з низькими фінансовими витратами доцільно використовувати два типи агентів: рухомі агенти та фіксовані агенти, як показано на рисунку 2.1. Ефективність моніторингу можна підвищити, запустивши фіксованого агента та мобільного агента.



Рисунок 2.1 – «Розумні» безпекові агенти в міському середовищі [41]

Мобільний агент збирає мультимодальні дані за допомогою RGB-камери, тепловізійної камери, 3D-виявлення та визначення дальності світла, а також оцінює глобальне положення та орієнтацію за допомогою глобальної системи позиціонування, інерціального вимірювального пристрою та 3D-лідара.

Стационарний агент – це агент типу відеоспостереження, встановлений на фіксованому стовпі або стіні будівлі в зоні, яка потребує ретельного моніторингу.

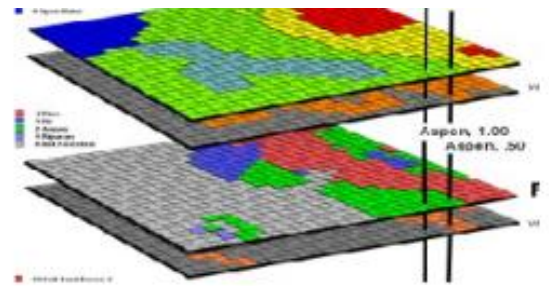
Концепція багаторівневого моніторингу безпеки на основі карти спостереження від кількох агентів у «розумному місті» подана на рисунку 2.2.

Стационарний агент має лише камеру RGB для розпізнавання таких об'єктів, як людина та транспортний засіб. Він може оцінити фактичне положення об'єктів на зображенні за допомогою калібрування за допомогою маркера на землі [44].

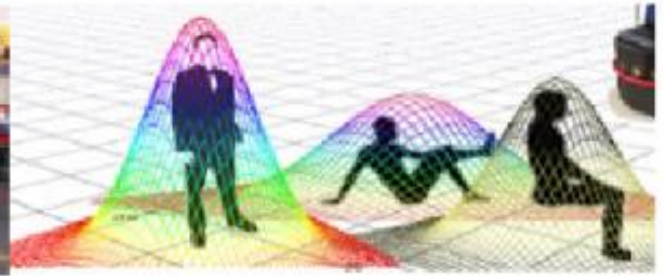
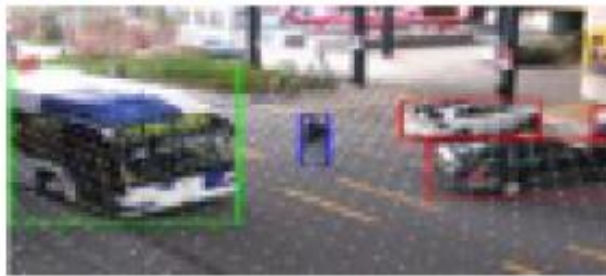


Центр управління

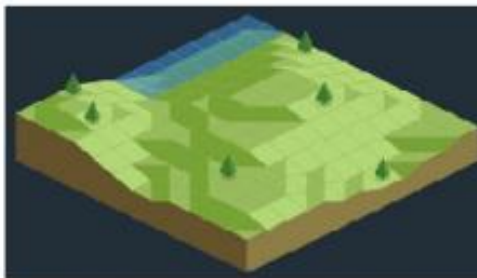
Звіт про стан



Карта спостереження



Спостереження людей та транспорту



Зміни ландшафту



Зміни температури



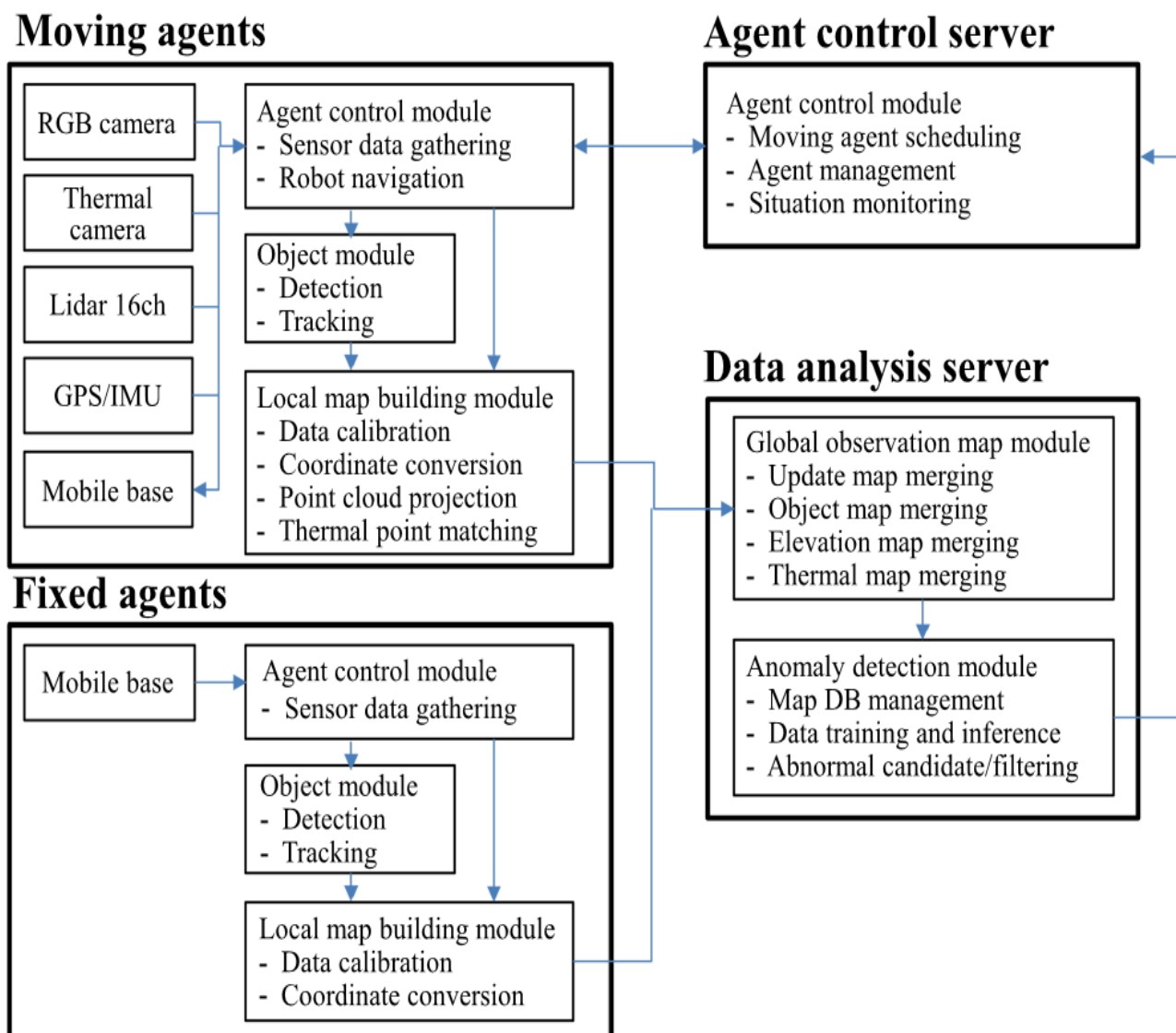
Рисунок 2.2 – Концепція багаторівневого моніторингу безпеки на основі карти спостереження від кількох агентів у «розумному місті» [41]

Крім того, глобальні позиції об'єктів можна оцінити за допомогою позиції та орієнтації маркера.

2.2.2 Побудова локальної багатошарової карти спостереження «розумного міста»

Кожен агент може розробити локальну багатошарову карту спостереження з центром на собі за допомогою мультимодальних давачів, таких як RGB-камера, теплові камери та 3D LiDAR. Архітектура обробки даних у фіксованих агентах,

рухомих агентах, сервері аналізу даних і сервері керування агентами [41] подана на рисунку 2.3.



Рисунк 2.3 – Архітектура обробки даних у фіксованих агентах, рухомих агентах, сервері аналізу даних і сервері керування агентами (англ., передрук з [41])

Локальна багат шарова локальна карта спостереження надсилається на сервер аналізу даних для інтеграції у велику глобальну карту спостереження. Багат шарова карта спостереження включає карту об'єкта, термічну карту та карту висот. Як об'єкти використовувалися люди та транспортні засоби. Карта об'єктів відображає напрямок руху, швидкість і щільність таких об'єктів, як люди та транспортні засоби. Детектор YOLOv3 [45] виконує виявлення об'єктів,

а швидкий трекер [46] оцінює рух об'єктів, наприклад швидкість і напрямок руху. Щільність – це кількість об'єктів у заданому радіусі. Для мобільних агентів положення виявлених об'єктів обчислюється за точками 3D LiDAR на об'єкті. Теплова карта перетворює температуру теплового зображення в розподіл температури в 3D-просторі за допомогою хмари точок 3D LiDAR, відкаліброваної за допомогою тепловізійної камери. Теплова карта створюється проектуванням точок із температурою на карту сітки. Карта висот створюється шляхом проектування висоти з 3D-точок на карті сітки відповідно до положення (x, y). Кожен шар локальної карти, створений з різною частотою, повинен бути об'єднаний у багат шарову локальну карту та переданий на сервер карти спостереження з мінімальною помилкою проекції та втратою даних.

Локальна карта спостереження, вирівняна з глобальними координатами, створюється для мінімізації похибки положення та орієнтації в проекції, як показано на рисунку 2.4.

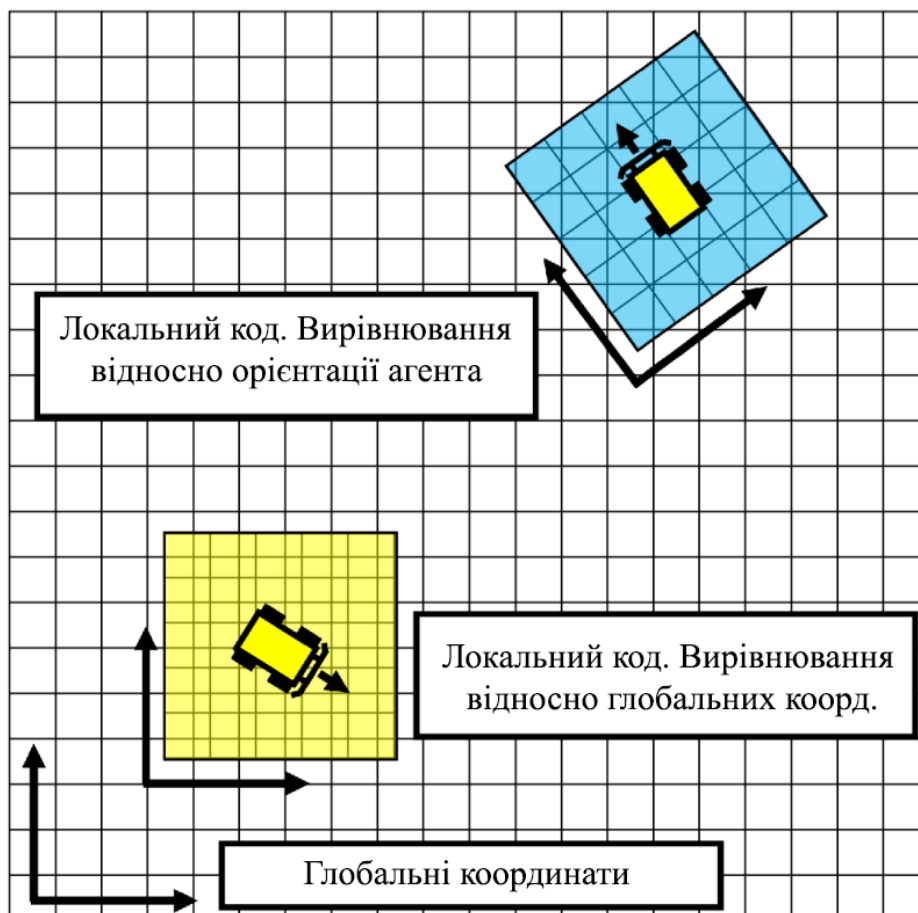


Рисунок 2.4 –Ефективна побудова локальної багат шарової карти спостереження на основі глобальної орієнтації [41]

Локальні координати для побудови карти вирівнюються з глобальними координатами; при проєкції локальної карти на глобальну цей спосіб може усунути помилку орієнтації проєкції.

Для передачі найновіших спостережень із невеликим розміром даних і мінімальними втратами різні шари карти об'єднуються за допомогою асинхронної локальної багаторівневої інтеграції карти спостереження. Кожен шар карти, створений з різною частотою, має глобальні позиції в той самий час введення даних та проєктується на інтегровану багат шарову глобальну карту спостереження через глобальну позицію, як показано на рисунку 2.5.

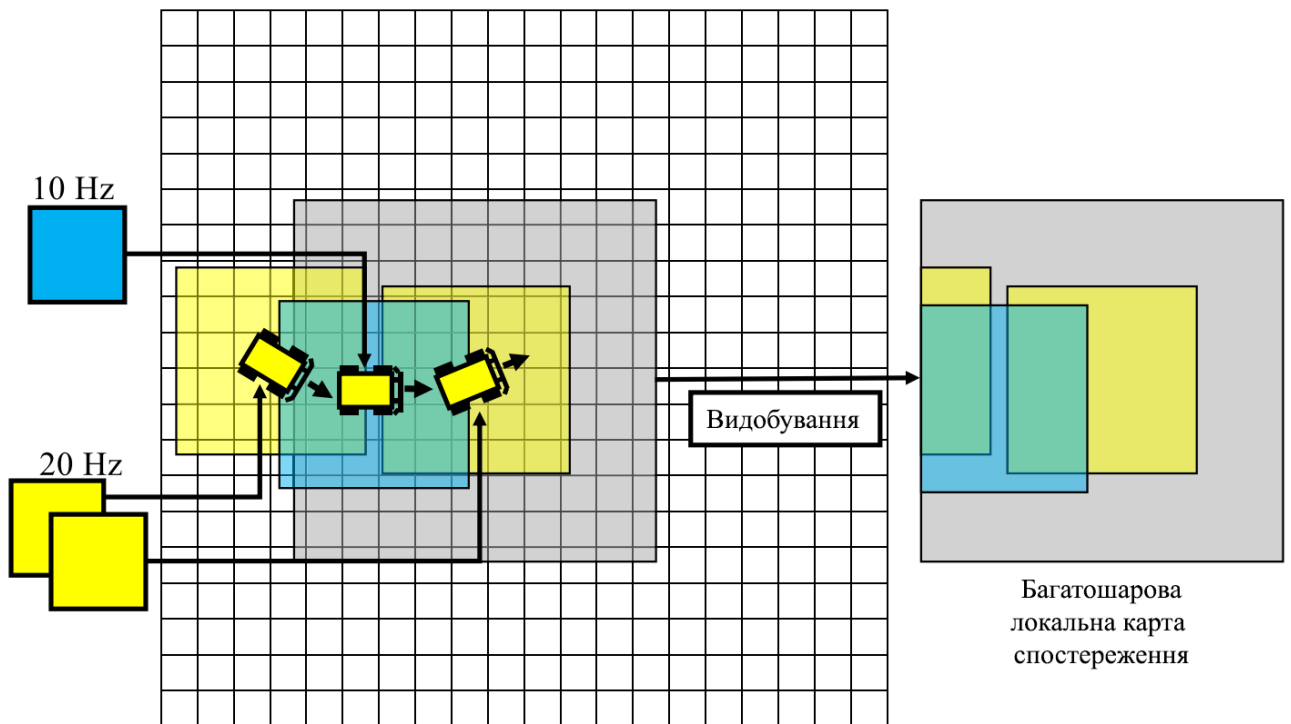


Рисунок 2.5 –Ефективна побудова локальної багат шарової карти спостереження ефективного використання даних асинхронного локального спостереження та інтеграції [41]

Крім того, при остаточній передачі локальної карти спостереження на сервер карт спостереження, карта заданого розміру витягується та передається на основі останнього положення мобільних агентів.

2.3 Глобальне багат шарове спостереження та побудова ймовірнісної карти

2.3.1 Багат шарова глобальна карта спостереження

Сервер аналізу даних створює багат шарову глобальну карту спостереження, збираючи та об'єднуючи багат шарові локальні карти спостереження від різнорідних мультиагентів. Оскільки кожен агент асинхронно передає локальну карту спостереження, кожна локальна карта спостереження проектується на глобальну карту спостереження на основі свого центрального положення. Крім того, картографічний сервер оновлює глобальну карту спостереження повільніше, ніж цикл передачі агента. Щоб запобігти втраті картографічних даних, локальні карти спостереження з центром зберігаються в буфері, а встановлена кількість останніх карт спостереження проектується на глобальну карту спостереження. Усі шари карти (об'єктні, термічні карти та карти висот), включені до локальних карт спостереження, включені до глобальної карти спостереження, а шари карти оновлюються такими самими шарами карти на локальній карті спостереження. Оновлення кожного шару карти використовується для оновлення глобальної карти спостереження. Шар оновленої карти відображає діапазон зондування карти об'єкта та виявлене положення для термічної карти та карти висоти.

2.3.2 Генерація карти ймовірностей із карти спостереження

Як показано на рисунку 2.6, ймовірність створення карти – це процес обчислення оцінки ймовірності того, що значення спостереження відбудеться в кожній точці. Оцінки ймовірності розраховуються на основі БД глобальної карти спостереження.

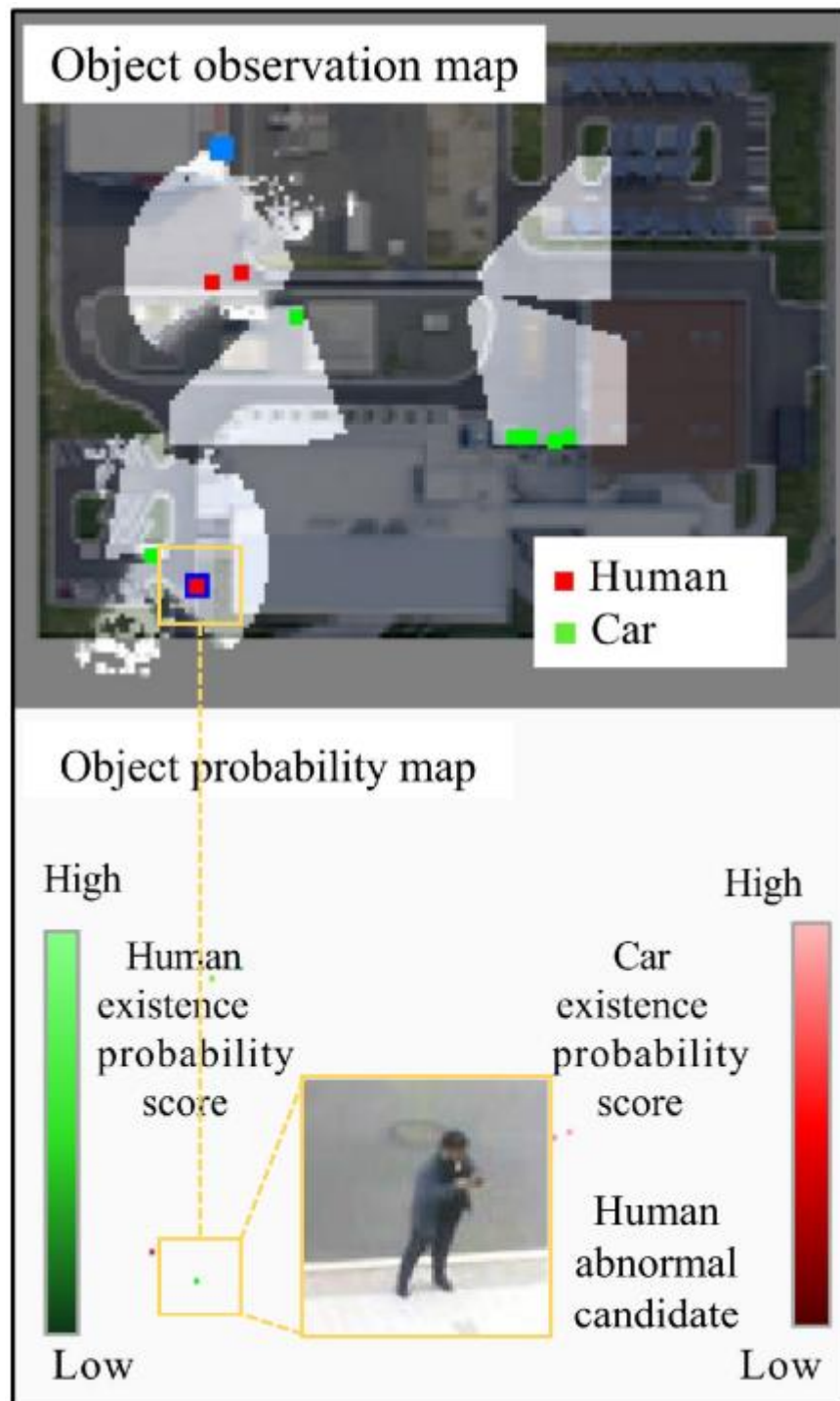


Рисунок 2.6 – Приклад карти спостереження на об'єкт, висота і температура.

Показана особа з відносно низьким оцінка ймовірності [41]

Поточний зона перегляду показана в білий на карті спостереження. Навчання та логічний висновок відбуваються, як показано на рисунку 2.7, а умовну ймовірність можна обчислити шляхом комбінування оцінки ймовірності кожної одиниці [47].

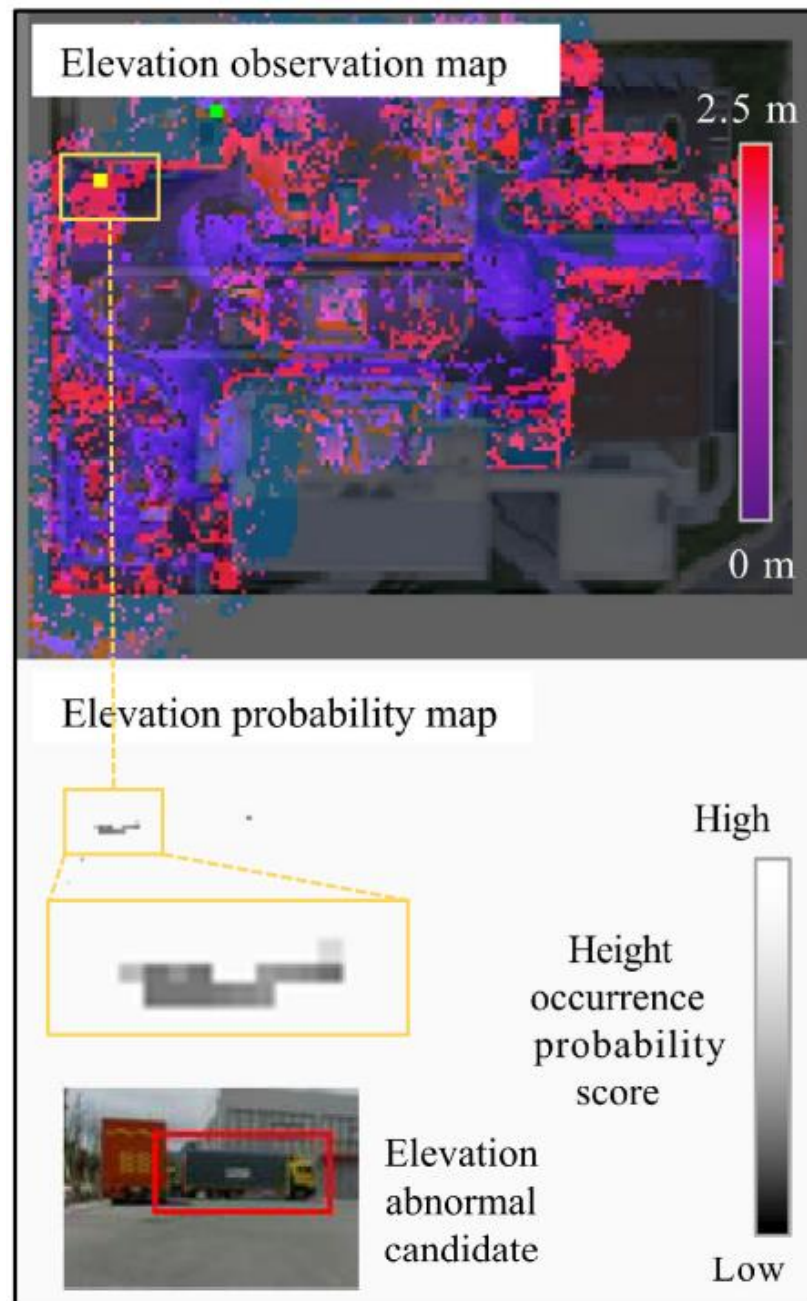


Рисунок 2.7 – Приклад особи, що показує низький рівень ймовірність зміни висоти через появу великої вантажівки [41]

Вся обробка виконується в паралельно на сервері аналізу даних. Введення карти спостереження і висновок працює на 1 Гц і навчені ваги автоматично оновлено. На рис. 2.7 подано приклад особи, що показує низький рівень ймовірність зміни висоти через появу великої вантажівки.

А на рисунку 2.8 подано приклад відносно низької ймовірності, що відбувається зміна температури в закладі.

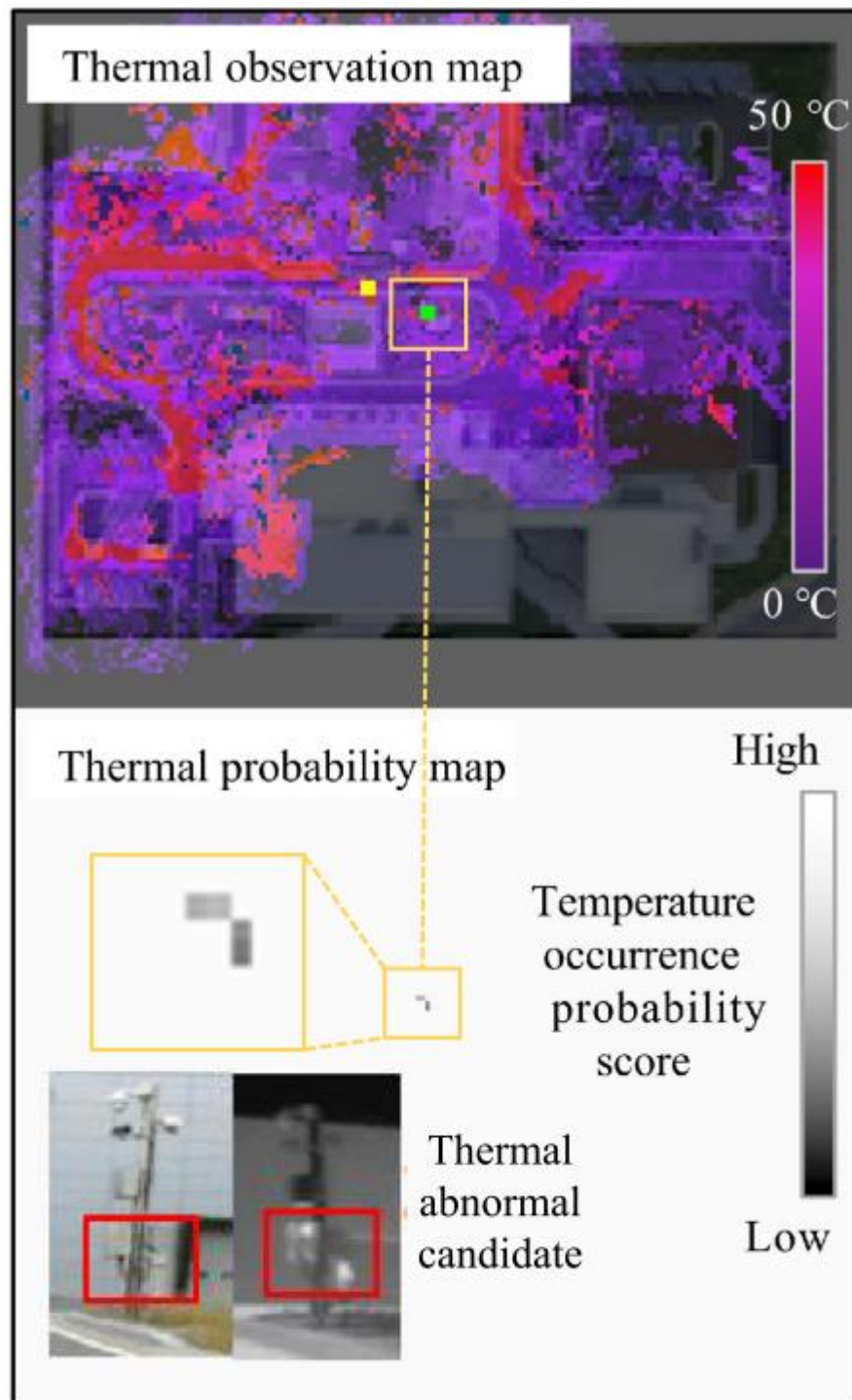


Рисунок 2.8 – Приклад відносно низької ймовірності, що відбувається зміна температури в закладі [41]

У цьому дослідженні використовувалися оцінки ймовірності присутності людей і транспортних засобів, щільності натовпу, напрямку руху та їх швидкості. Крім того, оцінки ймовірності для висоти та температури кожної точки спостереження були розраховані на основі карти спостереження. Оцінка ймовірності, нормалізована до 0–1, перетворюється на карту ймовірності типу

зображення шляхом призначення оцінок ймовірності каналу RGB залежно від ситуації. Карта спостереження об'єкта показує ситуацію щодо людей і транспортних засобів, як показано на рисунку. У разі виявлення людини або транспортного засобу значення оцінки ймовірності обчислюється у відповідному місці на карті спостереження об'єкта. Для карт висот і теплових спостережень виражаються спостережувані значення та оцінки ймовірності для спостережуваних значень у відповідній точці; якщо значення спостереження має низьку ймовірність, воно відображається як темне значення на карті ймовірностей.

2.4 Виявлення безпекових аномалій в «розумних містах» за допомогою глобальної карти спостереження

2.4.1 Класифікація аномалій у карті ймовірностей «розумного міста»

Використовуючи алгоритм глибокого навчання, можна визначити, чи є поточна ситуація нормальною [48]. Запропонована карта спостереження містить карту спостереження та карту ймовірностей, і можна оцінити незвичайні ситуації [49]. Виявлення аномалій на основі карти спостереження складається з:

- 1) створення БД (бази даних) навчання;
- 2) фази навчання;
- 3) фази висновків, і кожен процес обробляється паралельно на сервері, як показано на рисунку 2.9.

Генерація БД. Навчальна БД складається з чотирьох типів БД. Спочатку створюється нерозмічена БД за допомогою безперервного введення карти спостереження. Потім користувач позначає деякі зразки неміченої БД нормальними та ненормальними мітками. Якщо необхідно, користувач створює синтетичну аномальну БД для таких ситуацій, як вулиці з одностороннім рухом і заборонені зони. Оскільки БД синтетичних аномалій виражається у формі карти спостереження, визначити синтетичні аномалії відносно просто.

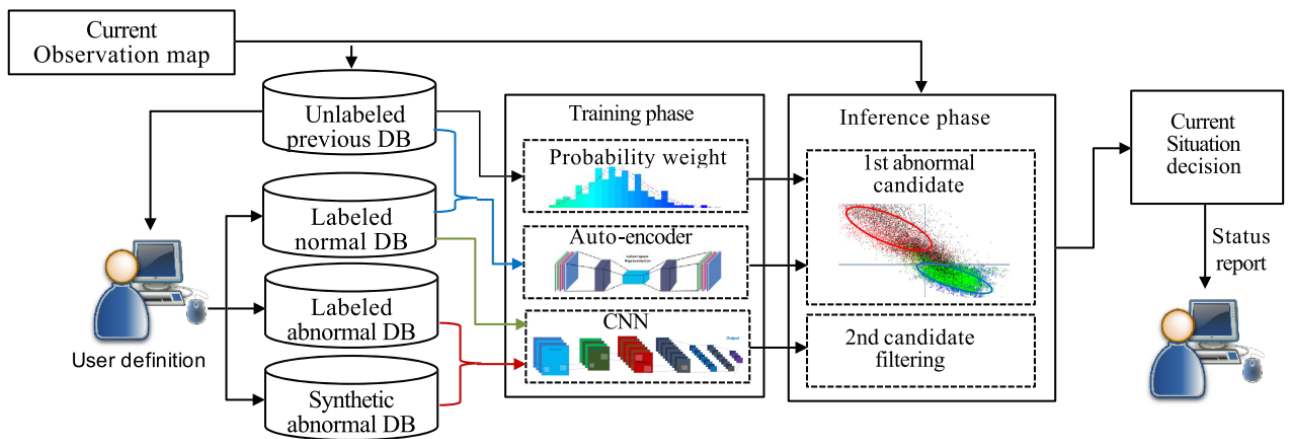


Рисунок 2.9 – Виявлення аномалії структура, що складається з БД генерація, навчання та висновок [41]

Етап навчання. На основі створеної БД проводяться три види тренінгів. По-перше, вага для карти ймовірностей обчислюється за допомогою немаркованої БД. По-друге, [50] навчання автокодувальника виконується на випадкових вибірках неміченої та міченої нормальної БД. Для автоматичного кодувальника була використана дев'ятирівнева мережа, що складається зі згортки, пакетної нормалізації, максимального об'єднання та інших методів. Нарешті, відбувається тренування двійкової класифікації [51] для міченої нормальної та комбінації міченої аномальної та синтетичної аномальної БД за допомогою п'ятирівневої мережі CNN.

Фаза висновку. Аномальні кандидати ідентифікуються за допомогою оцінки карти ймовірностей і помилки реконструкції автоматичного кодувальника. Для виділених кандидатів на аномалію мережа CNN використовується для другого фільтрування кандидатів на аномалії. Якщо обидва кроки визначають наявність аномалії, користувач отримує сповіщення про те, що сталася аномальна ситуація.

2.5 Аналіз потоків людей і транспортних засобів «розумних міст»

Автори [41] описують систему, що була побудована на випробувальному стенді та функціонувала чотири місяці, було зібрано БД карти спостереження. Було сформовано випробувальний стенд, на якому працювала інформаційна

система, що спільно використовувалась науково-дослідним інститутом і низкою венчурних компаній. Максимальне скупчення людей за чотири місяці та загальна оцінка активності людей в дослідному середовищі у показані на рисунку 2.10.

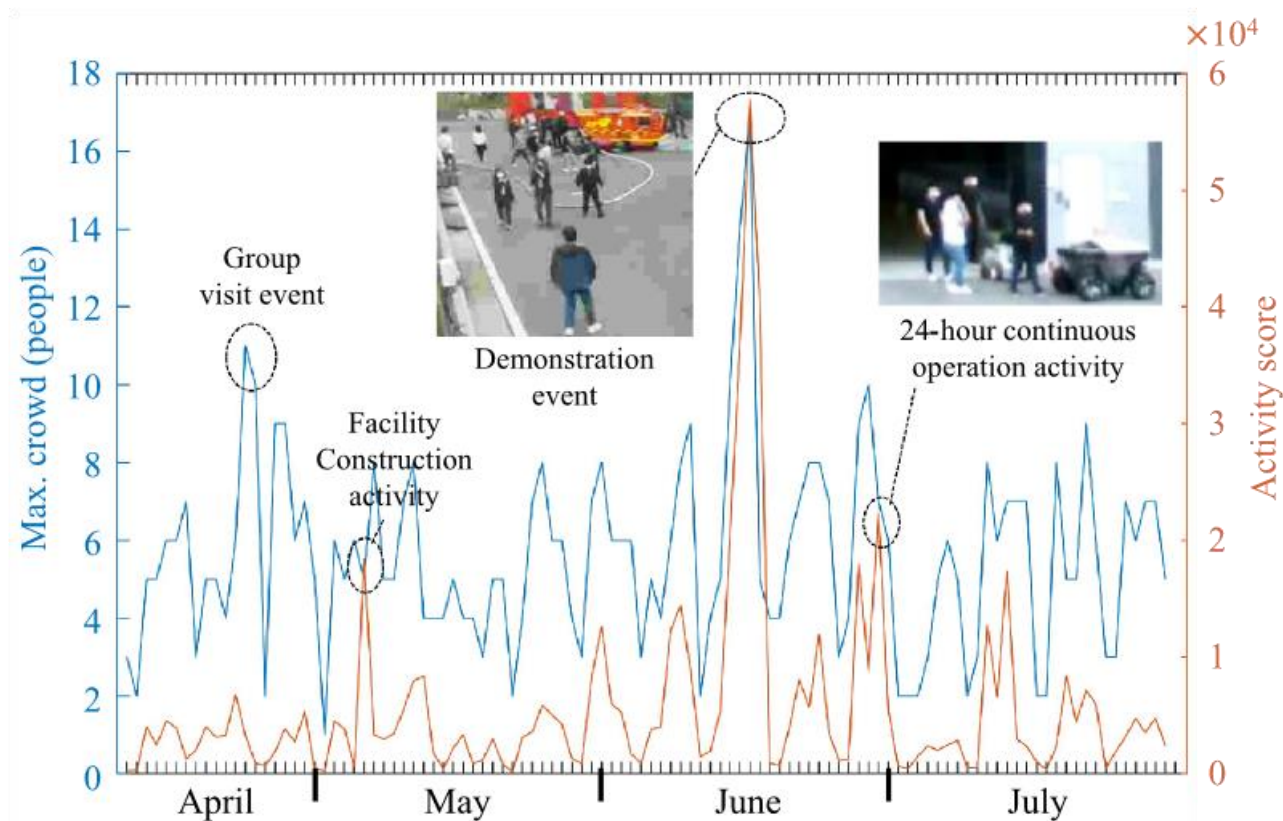


Рисунок 2.10 – Зміни максимальної кількості громадян та оцінки активності в зоні спостереження [41]

Порівняно зі звичайною ситуацією демонстраційний захід мав найбільшу кількість громадян та їх активність. Зазвичай кількість людей в зоні експериментів [41], які перебувають на вулиці, становить від чотирьох до восьми осіб. Проте через інституційний візит та демонстрація науково-дослідного проекту тимчасово спостерігалось скупчення людей до двадцяти осіб. Однак найбільше скупчення людей зазвичай відбувається під час обіду, як показано на рисунку 2.11. При цьому зазвичай найбільше скупчення людей відбувається в обідній час, а в офісний час є багато транспортних засобів.

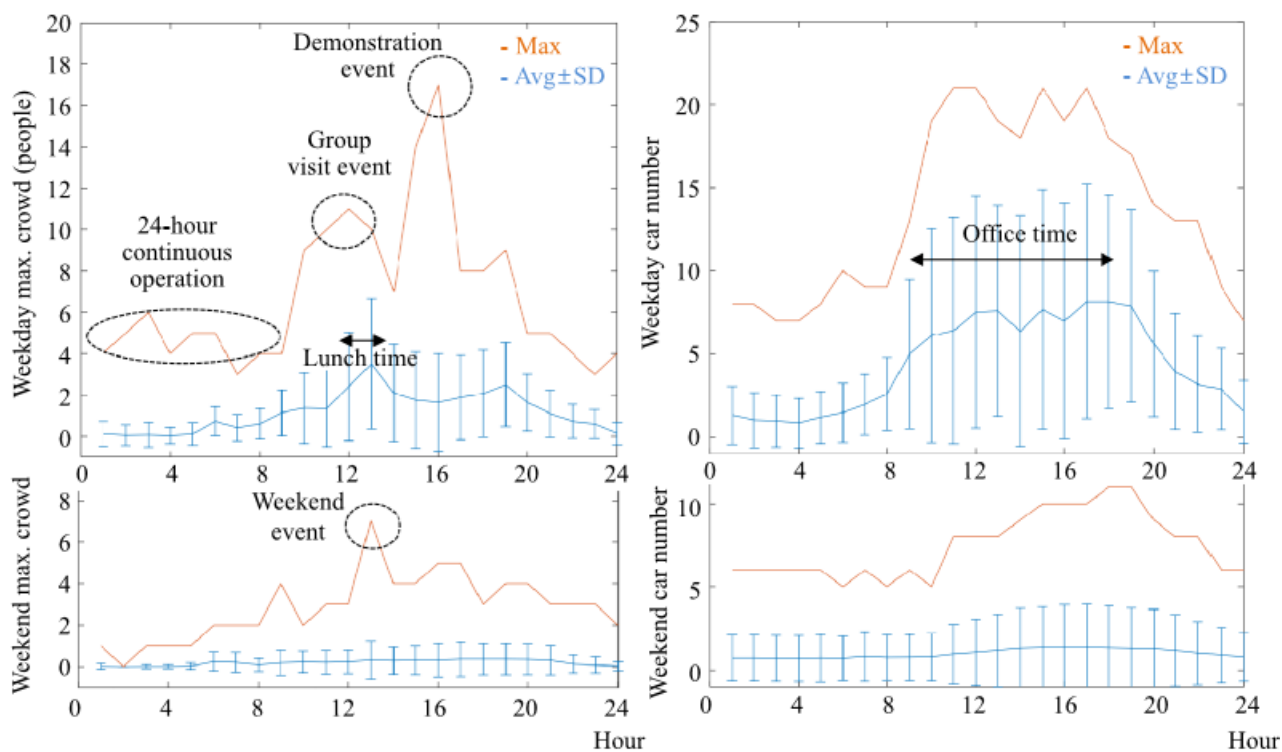


Рисунок 2.11 – Максимальна кількість людей та кількість транспортних засобів за годину у будні та вихідні дні [41]

У вихідні дні як люди, так і автомобілі значно менш активні. Найбільша кількість транспортних засобів у робочий час. У вихідні дні їх кількість істотно знижується в порівнянні з будніми днями. Між північчю і шостою годиною ранку вночі, як правило, невеликий трафік, однак через експеримент, впродовж проведення 24-годинного безперервного експерименту вночі спостерігали приблизно п'ять громадян.

На рисунку 2.12 подана ймовірність існування людей і автомобілів показана як карта ймовірностей випробувального стенда. Крім того, показано ймовірність натовпу у п'яти метрах площі, коли є людина, і ймовірність стоянки та переїзду, коли є автомобіль. Карта розподілу ймовірностей показує, що чим яскравіша ймовірність, тим вища ймовірність, і кожен клас позначено кольором. Люди схильні паркувати авто на стоянці і рухатися до входу в будинок. Велика ймовірність того, що машини стоять на стоянці.

Підвищення температури та виникнення над точкою 40°C показано на рисунку 2.13.



Рисунок 2.12 – Розподіл ймовірностей об'єктів різних типів [41]

Стаціонарні споруди, такі як стіни будівель і зовнішні сходи, демонструють значну ймовірність виникнення підвищення, а для площ, які відвідують люди та автомобілі, існує значна відхилення від 0 м до 2 м, як показано на рис. 2.13.

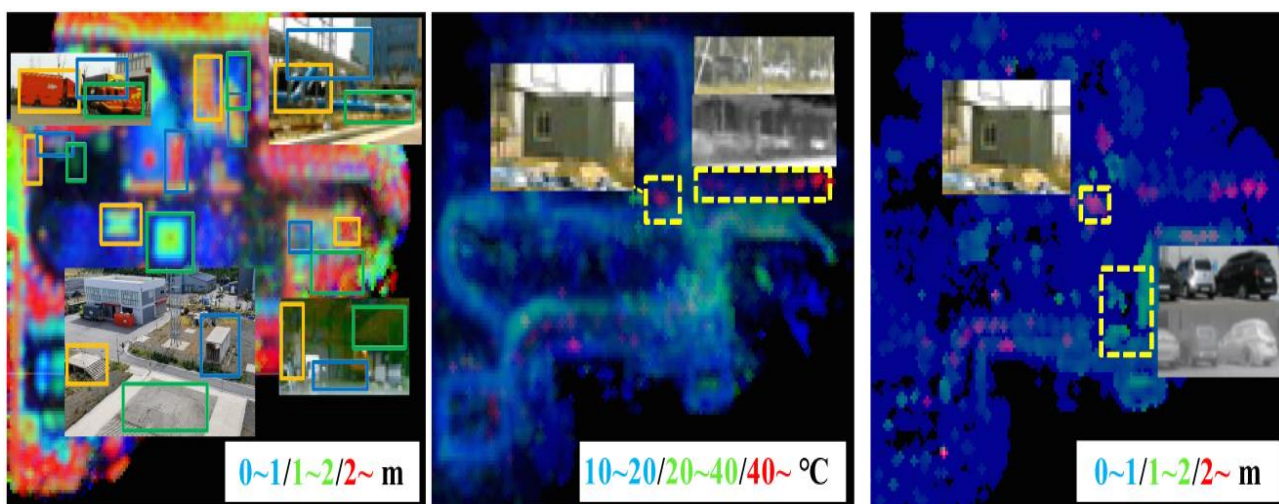


Рисунок 2.13 – Розподіл ймовірності висоти та температури

Температури 40⁰С або вище була в основному спричинена вихлопною трубою та гальмом транспортного засобу, а висота становила приблизно 1-2 м, головним чином через легковий автомобіль та вантажівку.

2.6 Висновок до другого розділу

В другому розділі кваліфікаційної роботи досліджено безпекове спостереження на основі карт в «розумних містах». Описано мультимодальні

агенти збору та обробки безпекових даних. Висвітлено процес глобального багатошарового спостереження та побудова ймовірнісної карти. Розглянуто виявлення безпекових аномалій в «розумних містах» за допомогою глобальних карт спостереження. Подано аналіз потоків людей і транспортних засобів «розумних міст».

3 ВИКОРИСТАННЯ СИСТЕМ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ НА ОСНОВІ ІНТЕРНЕТУ РЕЧЕЙ ДЛЯ БЕЗПЕКОВИХ ПОТРЕБ «РОЗУМНИХ МІСТ»

3.1 Виявлення активності на відеозображеннях для безпекових потреб «розумних міст»

Детектор об'єктів «YOLOv4-tiny» [52] є полегшеною версією «YOLOv4», яка підвищує швидкість виявлення. Завдяки цій полегшеній версії «YOLOv4» може досягати приблизно 370 кадрів на секунду «FPS» із дуже хорошою точністю на машині з підтримкою графічного процесора та графічним процесором «1080Ti». «YOLOv4-tiny» включає перехресні часткові з'єднання «CSP» «Darknet53-tiny» як основний екстрактор функцій замість «CSPDarknet53», який використовувався в оригінальному «YOLOv4» [53]. Мережа «YOLOv4-tiny» використовує перехресний частковий блок як залишковий блок, підвищуючи точність, але збільшуючи складність моделі та, зрештою, знижуючи швидкість FPS. Компромісом є продовження виявлення об'єктів у реальному часі на вбудованих пристроях із кращою точністю. Тому пропонується вдосконалена версія «YOLOv4-tiny».

На рисунку 3.1 показано розширений залишковий блок (ResBlock замість двох CSPBlock, як у YOLOv4-tiny для покращення швидкості обробки.

Розширений блок ResBlock використовує дві мережі прямого шляху для обробки карти представлення вхідних даних. У цій двоканальній мережі мережа шляху Т має три згорткові «Conv» шари « 1×1 » і « 3×3 » із кроком два, за яким слідує ще один шар «Conv 1×1 ». Інша мережа, «Шлях В», має два максимальні об'єднання « 3×3 » із кроком три, за яким слідує шар « $1 \times \text{Conv}$ » Порівняно з «CSPBlock», що використовується в оригінальному «YOLOv4-tiny», запропонований «ResBlock» видаляє перші « 3×3 » «Conv» у «CSPBlock» і замінює наступні шари « 3×3 Conv» на « 1×1 Conv» у мережі «Path Т», щоб зробити ефективність мережі виявлення, як показано на рис. 3.1.

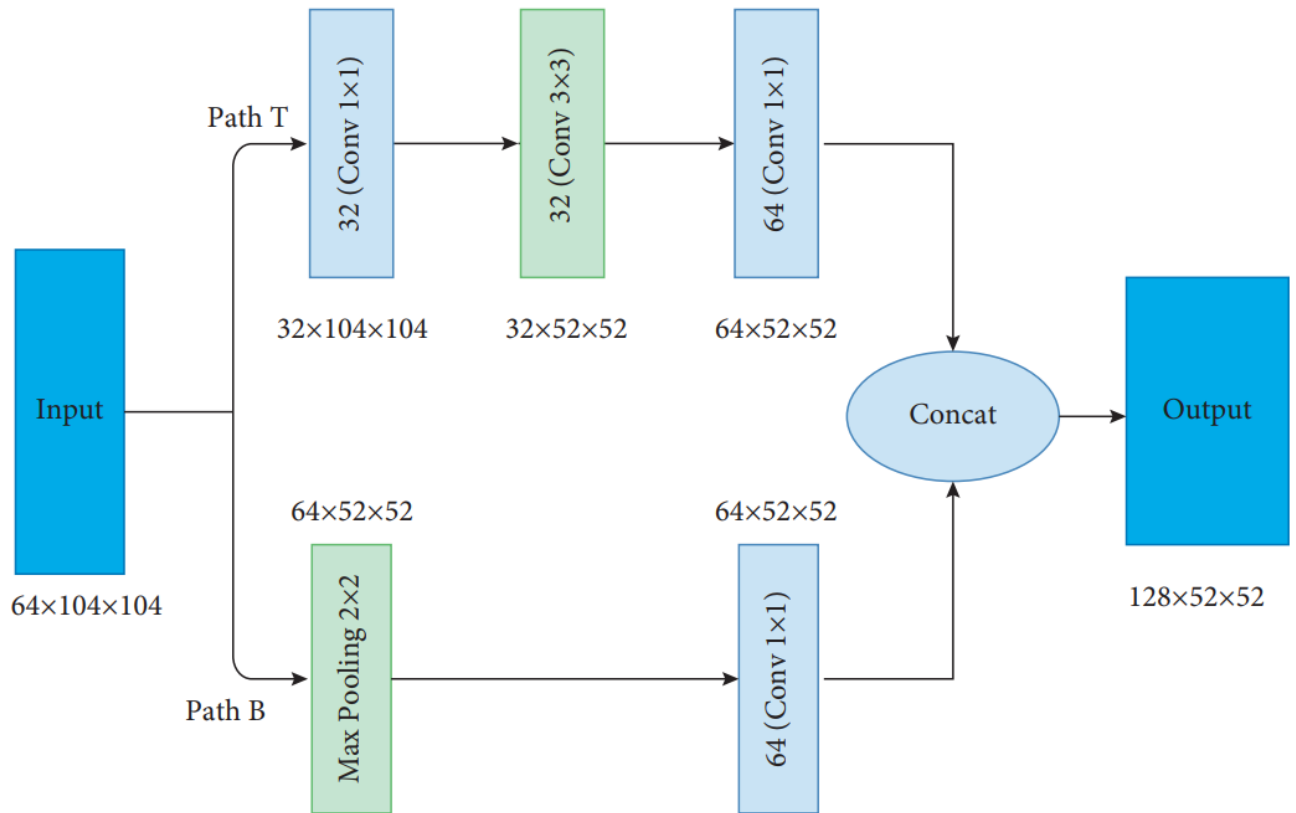


Рисунок 3.1 – Розширені модулі ResBlock-D [54]

Запропонований модуль ResBlock додає об'єднання та «Conv» у мережі «Path B». Тим не менш, ці додаткові витрати на обчислення мінімальні порівняно зі зменшенням обчислень у мережі «Path T». Операції з плаваючою комою «FLOP» аналізуються для визначення обчислювальної складності «CSPBlock» [52] і запропонованого «ResBlock». «FLOP» можна описати:

$$FLOPs = \sum_{l=1}^S M_l^2 \cdot F_l^2 \cdot C_{l-1} \cdot C_l \quad (3.1)$$

Тут S є сумою всіх шарів Conv, M_l є вихідним вектором ознак відповідного l -го шару, F_l є розміром фільтра, тоді як C_l і C_{l-1} відносяться до кількості вихідних і вхідних каналів відповідно. Для порівняння припустимо, що вхід 224×224 з 64 каналами, і використовуючи (3.1), FLOP ResBlock використовуються в запропонованій моделі виявлення, як показано в розрахунках у рівняннях (3.2) і (3.3)

$$\begin{aligned}
FLOPs &= 104^2 * 1^2 * 64 * 32 + 52^2 * 3^2 * 32^2 \\
&\quad + 52^2 * 1^2 * 32 * 64 + 64 * 52^2 * 2^2 + 52^2 * 1^2 * 64^2, \\
FLOPs &= 6.4 \times 10^7.
\end{aligned} \tag{3.2}$$

FLOP CSPBlock використовуються в YOLOv4-tiny проти того самого зображення

$$\begin{aligned}
FLOPs &= 104^2 * 3^2 * 64^2 + 104^2 * 3^2 * 64 * 32 \\
&\quad + 104^2 * 3^2 * 32^2 + 104^2 * 1^2 * 64^2, \\
FLOPs &= 7.4 \times 10^8.
\end{aligned} \tag{3.3}$$

З рівнянь (3.2) і (3.3) ми визначаємо, що «1:10» є обчисленням FLOP у ResBlock і CSPBlock [54]. Порівняння FLOP показує, що ResBlock набагато менш складний, ніж CSPBlock.

Хоча включення ResBlock в детектор YOLOv4-tiny робить його набагато швидшим, ніж CSPBlock, це впливає на точність виявлення об'єктів. Таким чином, два допоміжні залишкові блоки також створені та включені до блоку ResBlock, щоб отримати кращий компроміс між ефективністю та точністю. Пропонована магістральна мережа показана на рисунку 3.2.

Вихідне представлення ResBlock об'єднується з поверхневим представленням базової моделі за допомогою поелементної операції сумування. Це об'єднане представлення використовується як вхідні дані для послідовних рівнів базової моделі [54]. Процес злиття представлення ResBlock і базової моделі можна виразити як:

$$O^i = f^i(O^{i-1}) + Or^i. \tag{3.4}$$

Тут у рівнянні (3.4) i є індексом шарів, f_i є функцією злиття між входом і виходом в мережі i -го рівня [54], O_{i-1} відноситься до виходу $i-1$ -го рівня та входу i -го рівня, і O_{ri} є результатом запропонованого ResBlock.

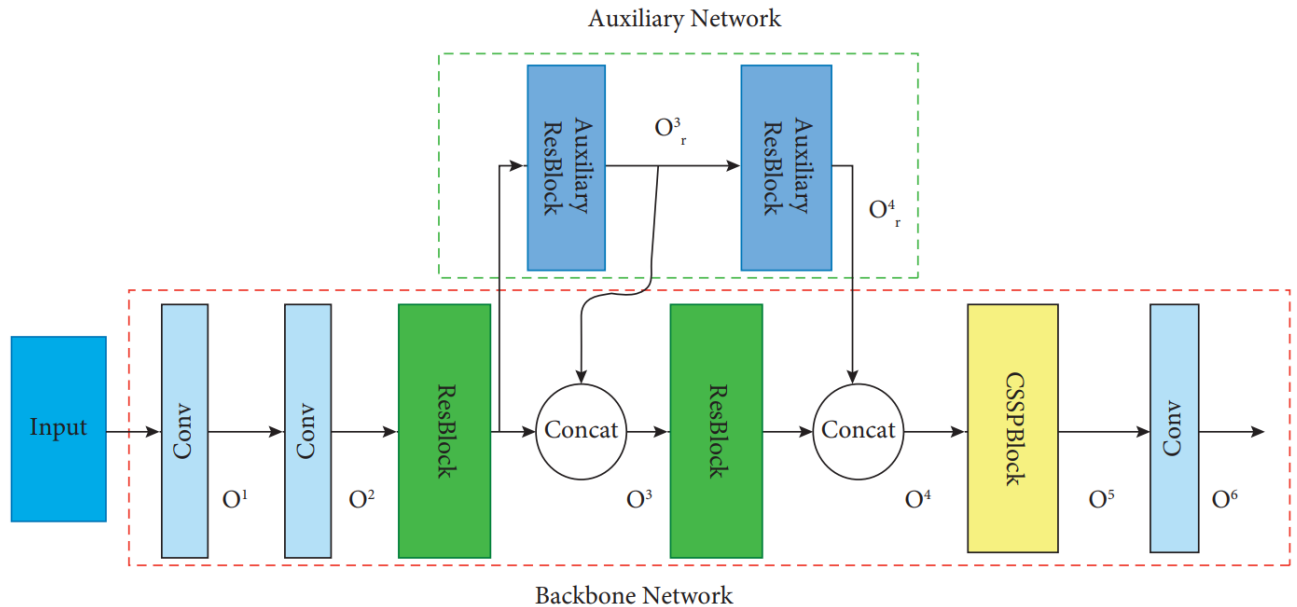


Рисунок 3.2 – Магістральна мережа [54]

Це злиття каталізує конвергенцію між глибокими та дрібними мережами. Крім того, за допомогою механізму злиття мережа дізнається більше інформації, щоб підвищити точність, запобігаючи великому збільшенню розміру кроку обчислення.

У магістралі YOLOv4-tiny [55] модуль мережі Residual використовує фільтри 3×3 для вилучення функцій. Хоча сприйнятливі поля 3×3 можуть витягувати більш локалізовану інформацію, втрачаючи при цьому глобальну контекстну інформацію, що врешті-решт знижує точність виявлення. Ми компенсували цю втрату глобальних представлень за допомогою двох послідовних шарів $3 \times \text{Conv}$, щоб отримати сприйнятливе поле розміром 5×5 у допоміжному ResBlock. Ця допоміжна модель передає отримане глобальне представлення в магістральну мережу [54]. Потім магістральна мережа об'єднує локальну контекстну інформацію, отриману з меншого (3×3) рецептивного поля, і глобальне представлення, отримане з більшого (5×5) рецептивного поля, яке дає додаткову інформацію про об'єкт. Таке поєднання глобальної та

локальної інформації не тільки збільшує глибину мережі, але й покращує семантику інформації. Механізм уваги може обробляти та передавати важливу характеристику та усувати неприпустимі функції через придушення каналу. Ми запровадили модулі просторової та каналної уваги у допоміжній мережі, щоб отримати більш ефективне представлення функцій. Модуль уваги каналу акцентує увагу на інтерпретації інформативної частини заданого вхідного зображення та бачить у ньому свій сенс. Модуль просторової уваги підкреслює просторове розташування інформаційної частини входу, що підтримує увагу каналу. Ми використовували модуль згорткової блокової уваги (СВАМ) [12]. Використаний СВАМ можна описати як:

$$F^c = M^c(F^i) \odot F^i, \quad (3.5)$$

$$F^s = M^s(F^c) \odot F^c. \quad (3.6)$$

Тут, у рівняннях (3.5) і (3.6), $F^i \in \mathbb{R}^{C \times H \times W}$ вхідна карта ознак, « \odot » відноситься до поелементних кратних, F^c і F^s є вихідними картами ознак, M^c і M^s є каналними та просторовими функції уваги відповідно [54]. Канальна функція уваги $M^c(F^i)$ і функція просторової уваги. $M^s(F^c)$ виражаються як:

$$\begin{aligned} M^c(F^i) &= S(MLP(\text{avgPooling}(F^i)) + MLP(\text{maxPooling}(F^i))) \\ M^s(F^c) &= C^{5 \times 5} [\text{maxPooling}(F^c); +\text{avgPooling}(F^c)]. \end{aligned} \quad (3.7)$$

У рівнянні (3.7) S – сигмоїдна функція, $MLP()$ – багатошаровий перцептрон, а $C^{7 \times 7}$ – згортка з розміром фільтра 5×5 . Операції максимального об'єднання та середнього об'єднання у функції просторової уваги поєднуються через конкатенація, яка називається «:».

На рисунку 3.3 показано запропоновану допоміжну мережу, що має два шари згортки для отримання глобальної контекстної інформації та канал і просторову увагу для отримання більш ефективної інформації.

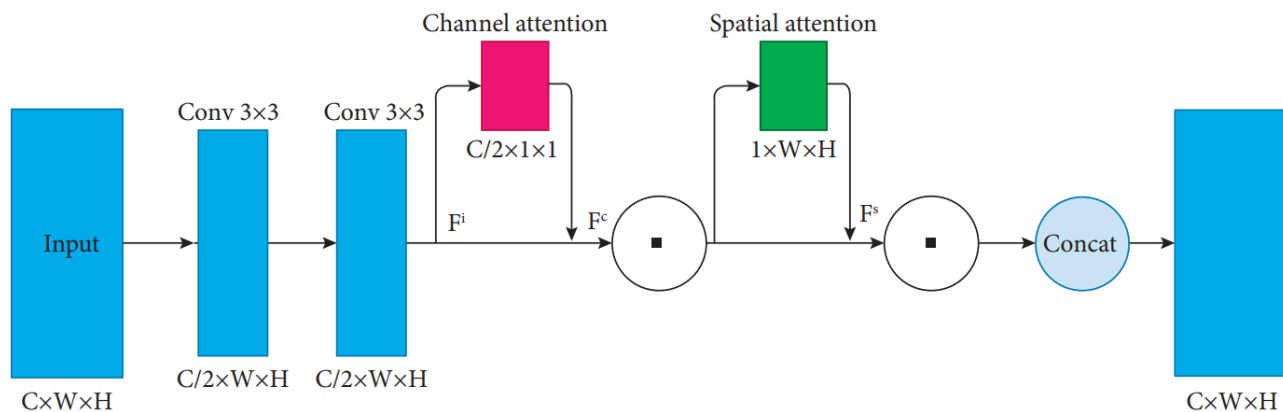


Рисунок 3.3 – Допоміжна залишкова мережа [54]

Представлення вихідних даних першого шару згортки, отримане від роботи просторової уваги, об'єднується для об'єднання обох виходів, виходу допоміжної мережі [54]. Потім кінцевий вихід допоміжної мережі поєднується з виходом залишкової мережі магістральної мережі та використовується як вхід для наступної залишкової мережі. Таке об'єднання обох виходів покращує магістральну мережу для отримання локальної та глобальної інформації про об'єкт і підвищує точність мережі виявлення.

Архітектура всього детектора об'єктів YOLOv4-tiny показана на рисунку 3.4, де запропонована мережа виділена синім кольором. У порівнянні з YOLOv4-tiny [54] запропонований детектор об'єктів замінив обидва блоки CSPBlock двома блоками ResBlock. Крім того, допоміжна мережа також розроблена з використанням двох рівнів 3×3 Conv, модуля уваги каналу та модуля просторової уваги, а також операції конкатенації для отримання глобальної інформації. Нарешті, допоміжні та магістральні мережі об'єднуються, щоб створити екстрактор функцій.

3.2 Розпізнавання діяльності для безпекових потреб «розумних міст»

Для розпізнавання активності для безпекових потреб «розумних міст» у відео пропонується 3D CNN, де використано тривимірні згортки для підрахунку характеристик як у часовому [54], так і в просторовому вимірах на пізніх стадіях CNN.

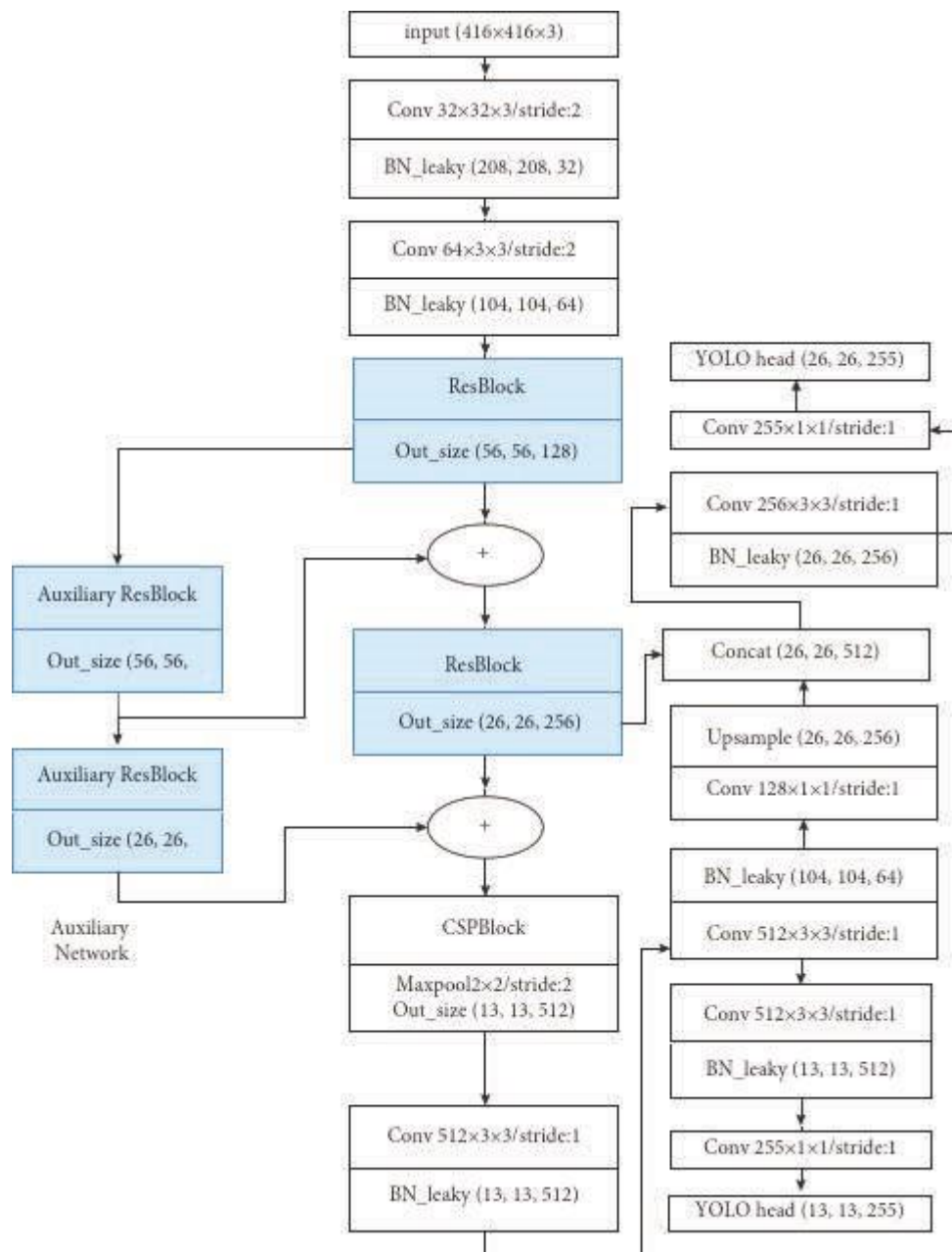


Рисунок 3.4 – Мікроархітектура YOLOv4 із запропонованими змінами синього кольору (англ., передрук з [54])

Згортання тривимірного ядра в куб, отриманий шляхом збирання кількох просторово-часових ділянок безперервним способом, дає тривимірну згортку, як показано на рисунку 3.5. Карти функцій у шарі згортки з'єднані з декількома кадрами, розташованими послідовно на попередньому шарі, щоб зафіксувати рух -пов'язані деталі [55]. Якщо ваги ядра дублюються навколо куба латки, ядро тривимірної згортки може вибрати лише одну форму функції з кубоїда латки. Кількість карт об'єктів збільшується зі збільшенням кількості шарів на CNN, що допомагає створювати різноманітні об'єкти з найнижчих доступних карт.

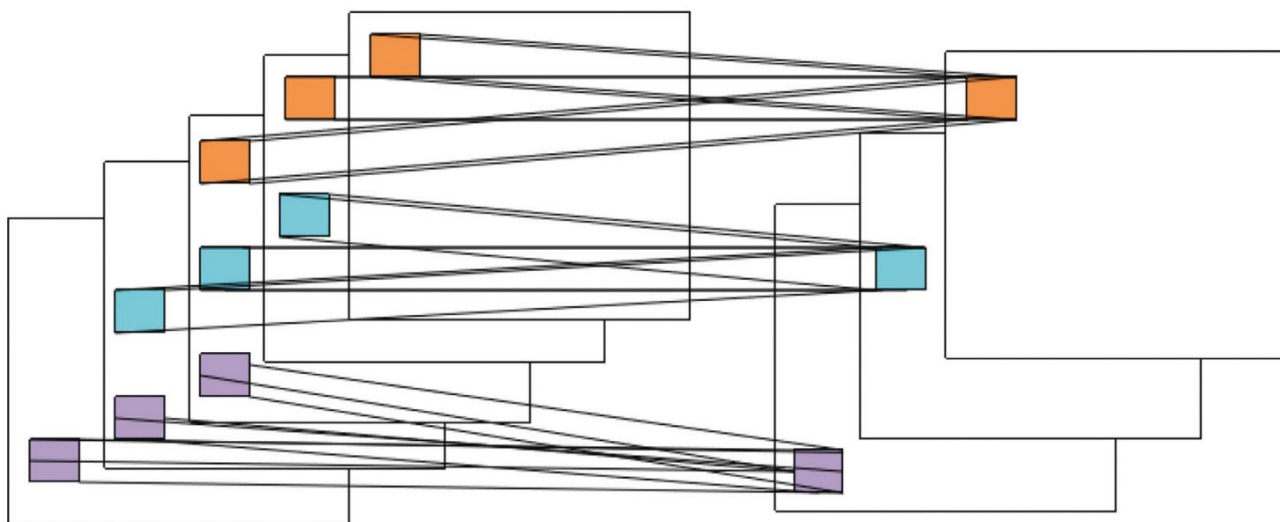


Рисунок 3.5 – Архітектура 3D-CNN [54]

Щоб побудувати 3D-куб, згорніть ядро 3D-фільтра шляхом укладання кількох безперервних кадрів. За допомогою цієї операції функціональні карти пов'язуються з кількома суміжними кадрами. Робочий механізм 3d CNN описано в (3.8), де значення в позиції (a, b, c) на k-й карті ознак на l-му шарі описується як:

$$v_{k,l}^{a,b,c} = \tanh \left(y_{kl} + \sum_m \sum_{x=0}^{X_k-1} \sum_{y=0}^{Y_k-1} \sum_{z=0}^{Z_k-1} w_{klm}^{xyz} v_{(k-1)m}^{(a+x)(b+y)(c+z)} \right). \quad (3.8)$$

де w_{xyzklm} – це карта функцій, пов'язана з m -м значенням ядра на попередньому рівні, а ZK – розмір ядра 3D-фільтра вздовж часової осі.

Архітектура запропонованої моделі показана на рисунку 3.6. Щоб підвищити ефективність моделі, вона використовує 3 шари, включаючи згортковий, об'єднаний і повністю зв'язаний шари. У згортковому шарі рівень фільтра вивчених параметрів перетворює зображення в дані, які можна обробити на цьому рівні [54]. Кожне ядро фільтрує для іншої функції, і кожен аналіз використовує кілька ядер. У згортці розглядаються лише маленькі частини зображення. Вони призначаються та перетворюються на карту активації, яка представляє шари зображення на основі того, наскільки ймовірно, що вони належать до певного класу фільтрів.

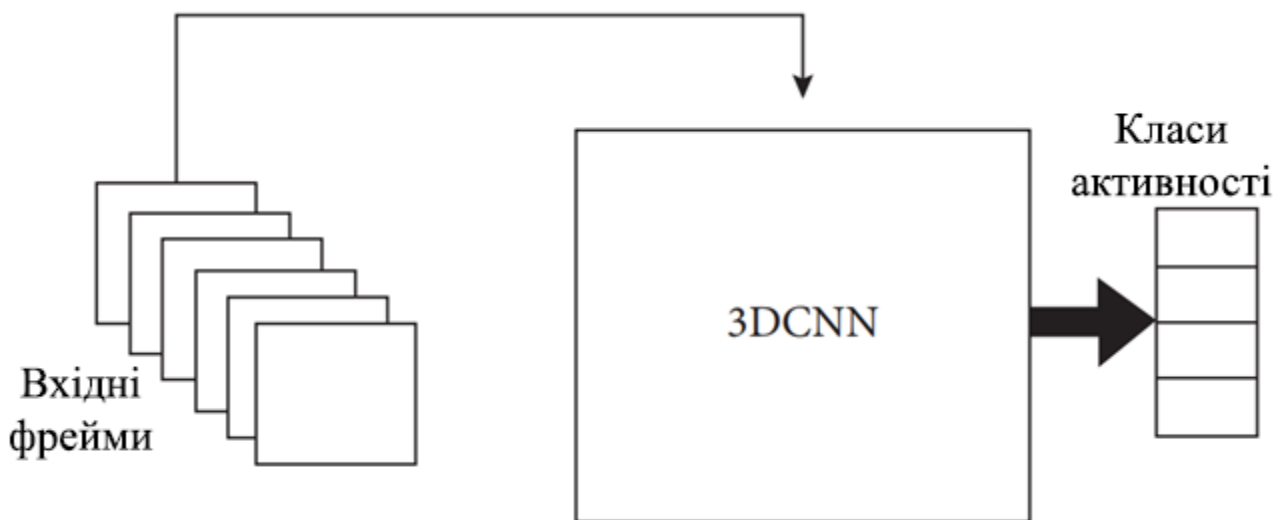


Рисунок 3.6 – Потік розпізнавання відео.

Щоб створити тривимірні карти активації, ядра в 3D CNN перетинають три виміри даних: висоту, довжину та глибину. У шарах об'єднання. Карти активації, створені під час згортки, об'єднуються або зменшуються. Об'єднання схоже на згортку, оскільки передбачає переміщення фільтра по карті активації та одночасне тестування невеликого сегмента. Цей фільтр абстрагує скановану область, середнє, зважене середнє, що залежить від центрального пікселя, або екстремальне значення нової карти.

Вихідні рівні стискаються, знайдені ймовірності оцінюються, а результату призначається значення, логіт, після кількох ітерацій, часто тисяч, згортки та об'єднання. Цей аналіз виконується повністю зв'язаним шаром, у якому кожен сплющений вихідний рівень інтерпретується зв'язаними вузлами, подібно до повністю зв'язаної нейронної мережі, як показано на рис. 2.6. Використовуючи гіперпараметри, такі як нульове заповнення (P), сприйнятливий поля (R), довжини кроку (S) і розміру об'єму (глибина \times ширина \times висота), обчислити просторовий розмір вихідного об'єму 3D CNN. Ми використовували вхідне зображення розміром $I \times J \times K$, де I 224, J 224 і K 3, де J означає значення пікселів рядків, I – значення пікселів стовпців, а K означає кількість каналів у цій роботі, що є три. Щоб виміряти нейрони в згортковому шарі, помножте $((W - F + 16 \cdot P) / S) + 1$. Вхідний рівень дорівнює $((224 - 11 + 16 \cdot 0) / 1) + 1$ 229, що дає вихідний об'єм $229 \times 229 \times 32$, де висота, ширина 224 – висота та ширина вхідного кадру,

F $11 \times 11 \times 16$ – глибина 3D-фільтра, P 0 – доповнення нуля, а S 1 – крок, який веде до виходу.

3.3 «Розумне» спостереження за допомогою Інтернету речей в «розумному місті»

Інтернет речей (IoT) використовується для ефективного прийняття рішень у режимі реального часу. Було використано зв'язок Ethernet, щоб створити локальний сервер таким чином, щоб призначити певний IP-адрес. IP-адреса для доступу до кожної камери, наявної в певному місці. Потік архітектури IoT у запропонованій архітектурі зображено на рисунку 3.7. Ethernet забезпечує мінімальну затримку в середовищі IoT і LAN (локальна мережа) для плавного обміну даними між підключеними пристроями. Кабелі Ethernet не схожі на інші дроти. Потім потік будь-якої конкретної камери передається до централізованого графічного процесора (Graphic Processing Unit) для обробки та прогнозування. Усі рішення, прийняті на основі прогнозів, потім стають доступними для локальної мережі для ефективного та швидкого реагування.

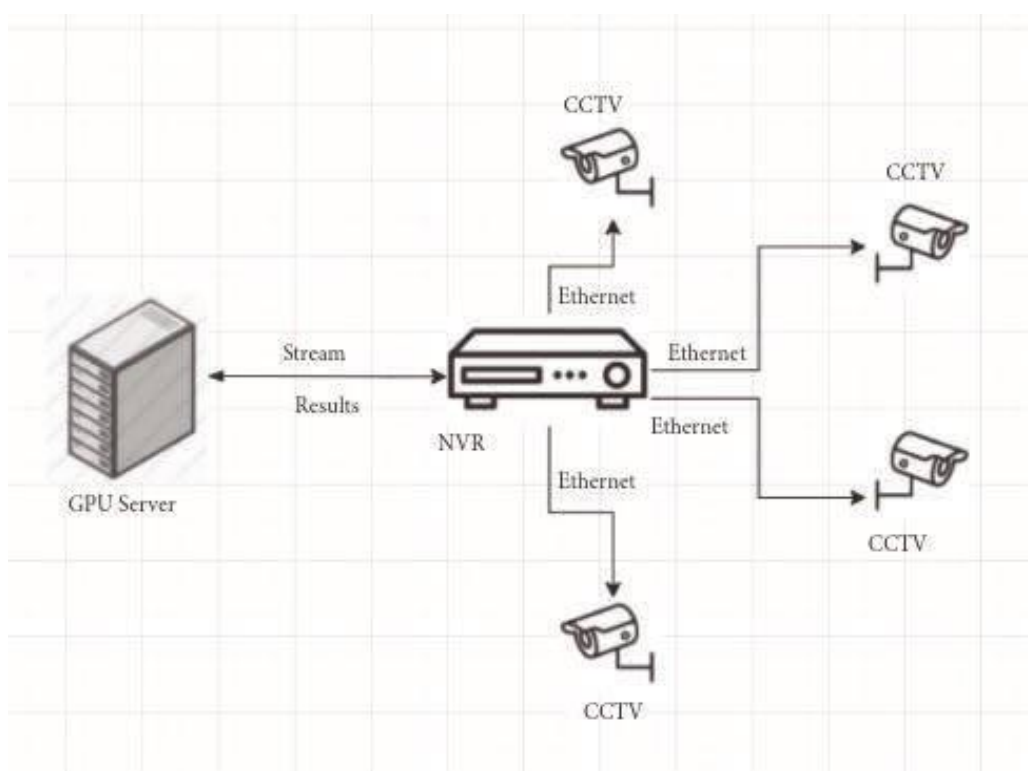


Рисунок 3.7 – Архітектура на основі Інтернету речей для прийняття рішень [54]

Було використано концепцію IoT, оскільки можна віддалено контролювати кожен процес. Також можна використовувати різні протоколи зв'язку відповідно до потреб системи. Протоколи зв'язку Ethernet використовують цю архітектуру для дистанційного керування моніторингом і прогнозуванням каналів. У запропонованій роботі використовувалася технологія локальної мережі (LAN), яка з'єднує пристрої Інтернету за допомогою дротового зв'язку. У ньому описано, як дані передаються через фізичне середовище з одного пристрою на інший мережевий пристрій. Це протокол каналного рівня в стеку TCP/IP. Він базується на стандарті IEEE 802.3 [28]. У даній кваліфікаційній роботі Ethernet використовується для підключення стаціонарних або стаціонарних пристроїв IoT до системи IoT. Кабель Ethernet служив дротовим середовищем для підключення комп'ютерів, IP-камер, серверів, комутаторів і маршрутизаторів.

Керування потоком відеоспостереження, камери замкнутого спостереження, за допомогою мережевого відеореєстратора (NVR) і кабелю BNC (Bayonet Neill–Concelman). Система відеоспостереження організована для передачі сигналу вдосконаленому відеореєстратору, тобто DVR за допомогою кабелю BNC. NVR містить п'ять жорстких дисків по 1 терабайту (ТБ) кожен для запису відео. Він підтримує вихід відео через HDMI, мультимедійний інтерфейс високої чіткості, або VGA, відеографічний масив, що дозволяє фокусне спостереження на ПК-екрані або телевізорі.

Пропонований DVR включає в себе відео, пряму трансляцію через Інтернет і відтворення. IP-камера спостереження передає свої сигнали разом зі своєю мережею. І.П. Камери безпеки, використані в запропонованій системі, використовували канал CAT-6 для передачі сигналів на мережевий відеореєстратор (NVR). У результаті ми досягли вищої роздільної здатності потоку, ефективною доступності в реальному часі та безпечної передачі відео/звуку за допомогою архітектури на основі Інтернету речей.

У цій кваліфікаційній роботі доступ до живих записів камер здійснюється через кожну конкретну IP-адресу. адреса, яка далі обробляється централізованим сервером на основі GPU.

Аналіз та прогнози аномалій виконуються за допомогою запропонованого комп'ютерного зору засновані на гібридних моделях (YOLO-v4 і 3D-CNN) для ідентифікації конкретних дій у живих записах. У разі надзвичайної ситуації або будь-якої підозрілої діяльності він може надсилати попередження та сповіщення відповідній особі чи органу для негайного вжиття заходів.

3.4 Опрацювання наборів даних безпекових потреб «розумних міст»

Порівняльні набори даних відіграють життєво важливу роль у результатах і аналізі продуктивності в сучасному стані [56]. Відеокамери спостереження можуть зафіксувати різні реальні аномалії. Запропонована методологія оцінюється на двох основних наборах даних.

По-перше, набір даних UCF-Crime [57] складається з різних аномалій реального світу, включаючи:

- боротьбу з димом;
- пограбування;
- вандалізм;

На основі яких оцінюється запропонована модель. Ці випадки вибрано тому, що вони вважаються забороненими. Ці дії розпізнаються на основі загальної активності даної послідовності, а не окремих дій акторів. Кожна згадана діяльність містить приблизно семи тисяч кадрів у використаному наборі даних. Для навчання та оцінювання відбирається близько 2000 кадрів кожної діяльності. Надається короткий опис кожної обраної діяльності [54]:

- Куріння: ця подія містить відео, на яких показано, як люди курять у громадських місцях, таких як університетські містечка.
- Бійки: ця діяльність заснована на бійках між людьми або між людьми в громадських місцях, таких як університетські містечка.
- Викрадання: ця діяльність ґрунтується на викраданні різних предметів, включаючи гаманці, сумочки, мобільні телефони та ноутбуки.
- Наведення зброї: окрім бою, цей клас активності потребує об'єктів зброї в послідовності.

– Вандалізм: цей клас являє собою групові дії, пов’язані з навмисним руйнуванням або пошкодженням об’єктів, таких як будівлі, транспортні засоби, меблі тощо.

Крім того, було зібрано набір даних про підозрілі об’єкти, причетні до цих дій. При цьому використовувались зображення з набору даних про злочинність UCF [57] і набору даних COCO[54]. Крім того, було виконано попередню обробку та маркування анотацій даних, зібраних із наборів даних.

Було попередньо підготовано мережу Modified-YOLOv4, 3D-CNN на COCO, і вся мережа точно налаштована на наборі даних злочинності CUF, який містить приблизно дві тисячі кадрів для кожної з п’яти дій. Modified-YOLOv4 навчається на двох тисячах кадрів кожної дії протягом півтора тисяч епох, тоді як модель 3D-CNN навчається на двох тисячах епох, так що 80% набору даних присвячено навчанням, а 20% – перевірці. На рисунку 3.8 показано графік точності модифікованого YOLOv4 на основі невідповідності між точністю навчання та перевірки.

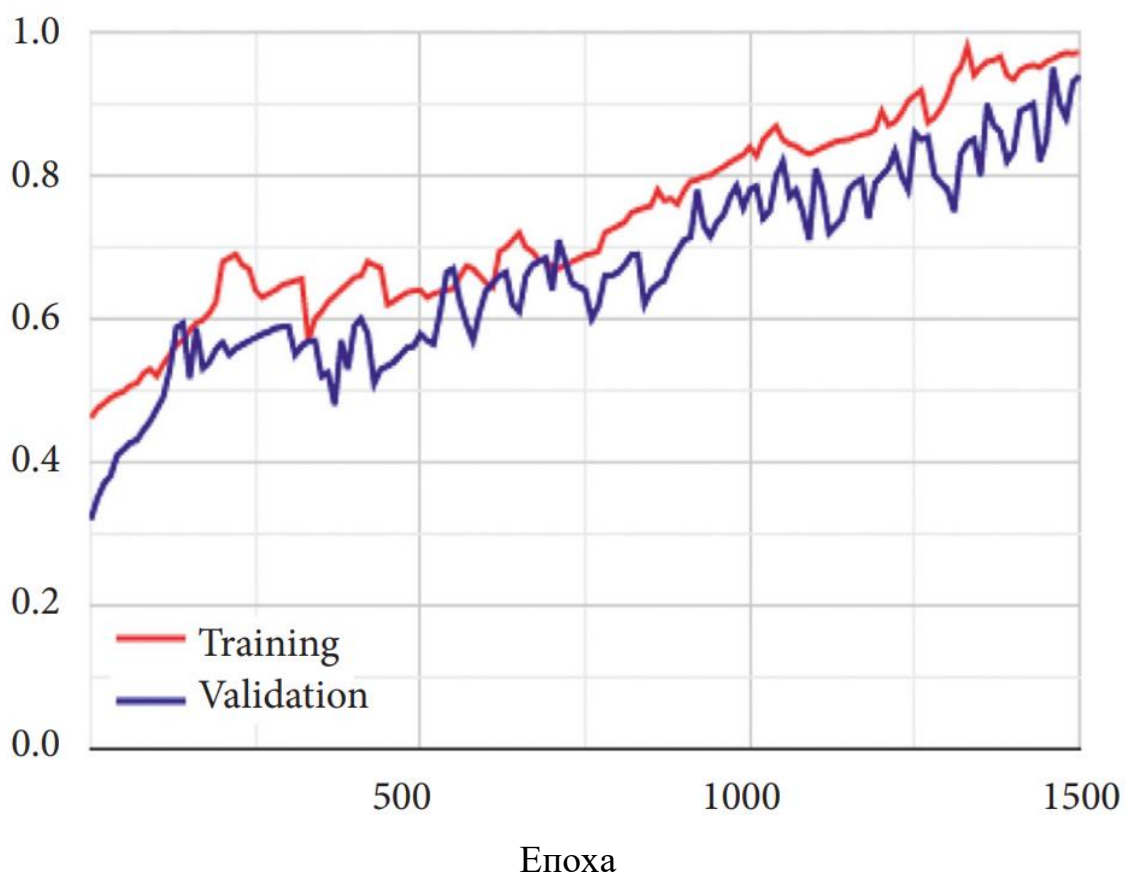


Рисунок 3.8 – Графік точності Modified-YOLOv4 [54]

Можна зробити висновок, що модель дещо переповерхне навчальні дані, що характерно для моделей глибокого навчання. Modified-YOLOv4 має точність навчання 96,2% і точність перевірки 94,21% [54].

Після 1500 епох втрати під час навчання для Modified-YOLOv4 зменшилися з 8,6 до 0,19, тоді як втрати підтвердження зменшилися з 8,7 до 0,25. На рисунку 3.9 зображено прогресування втрати модифікованого YOLOv4 під час навчання.

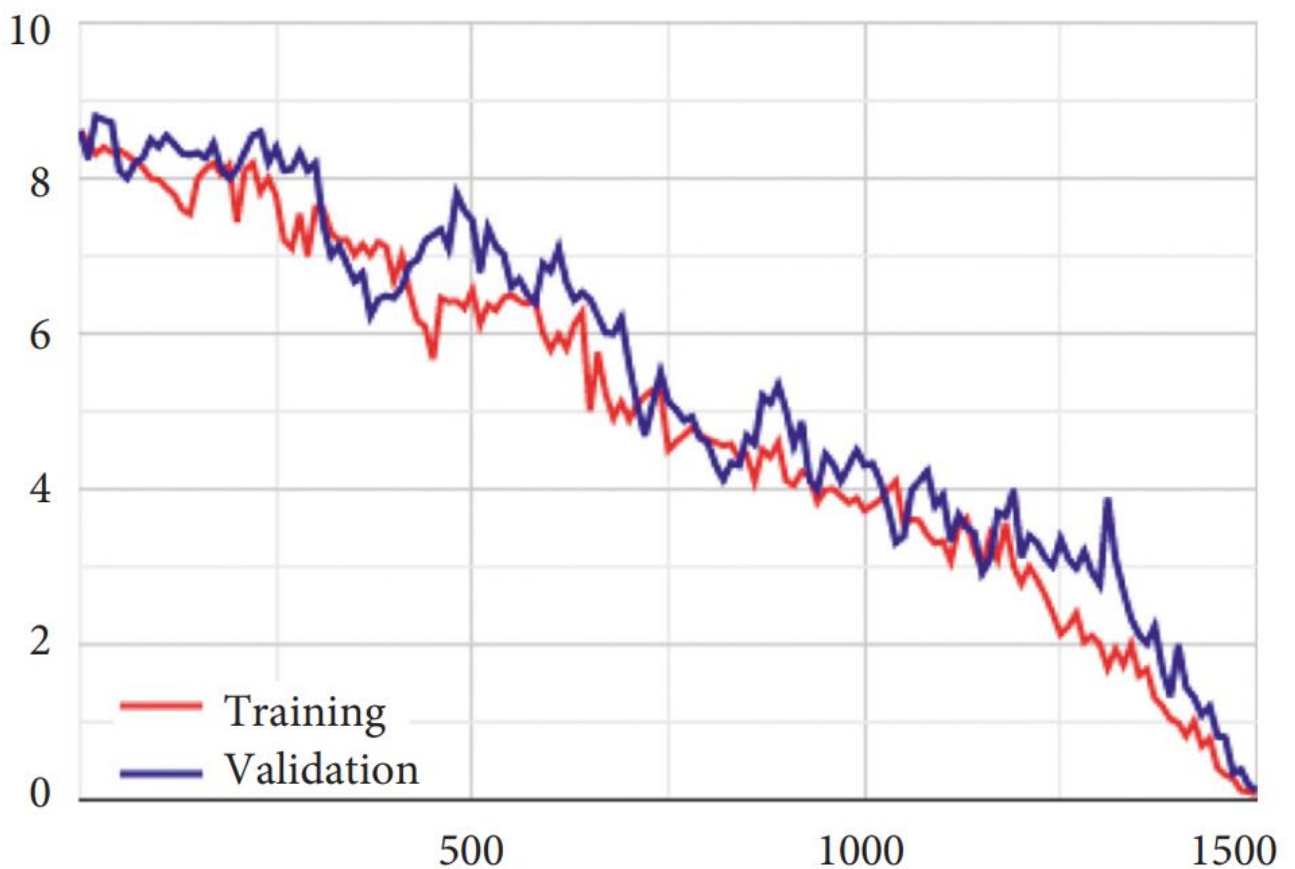


Рисунок 3.9 – Графік втрат Modified-YOLOv4 [54]

Наприкінці попереднього періоду точність навчання становила 94,8%, а точність перевірки – 89,0%. Розпізнавання підозрілих дій людей є складним завданням із широким застосуванням у відеоспостереженні, інтелектуальних транспортних системах, розвагах і виявленні аномалій.

На рисунку 3.10 показано, що 3D-модуль CNN так само був чутливий до переобладнання, оскільки була розбіжність між точністю навчання та перевірки, причому точність перевірки залишалася нижчою, ніж точність навчання.

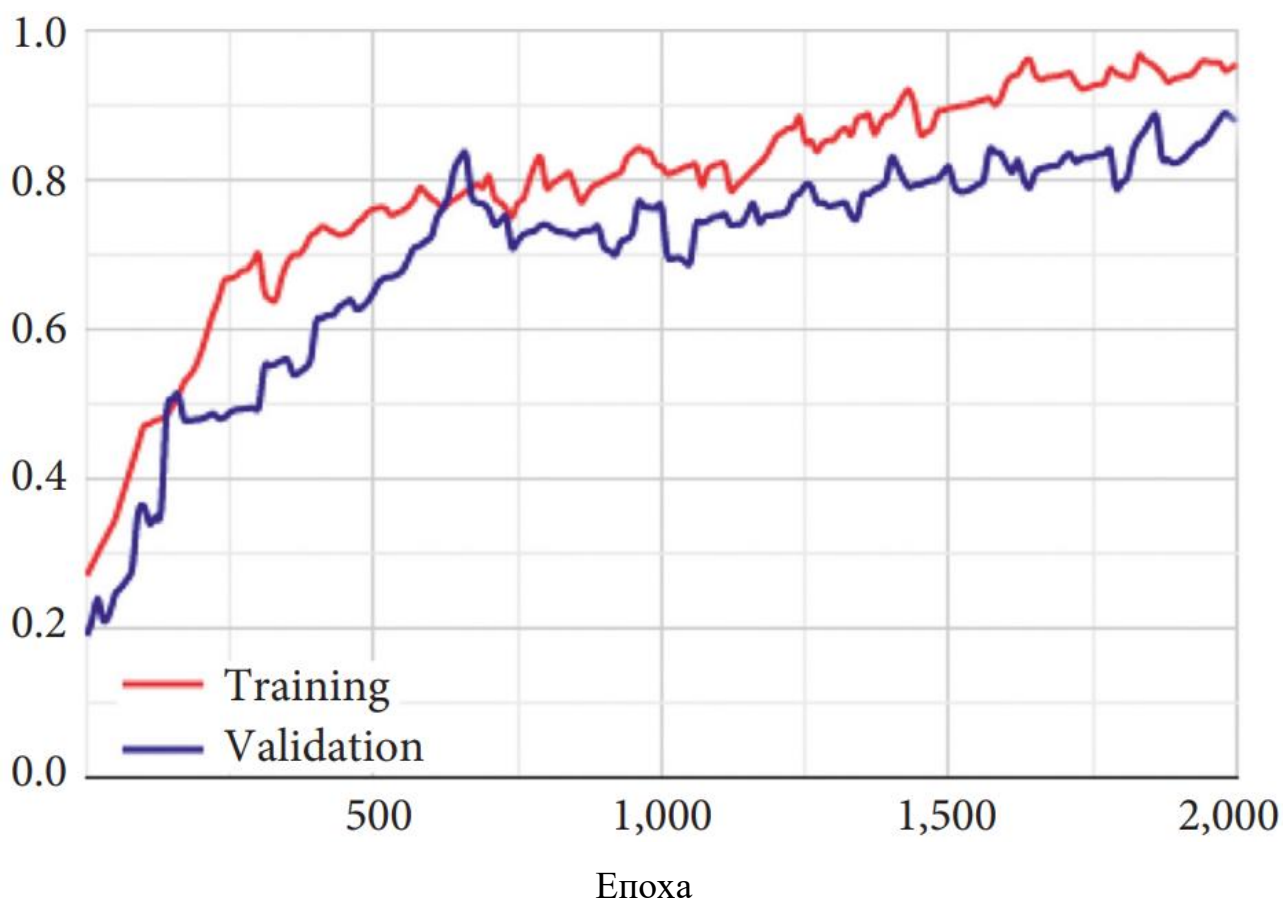


Рисунок 3.10 – Графік точності навчання та перевірки 3D CNN [54]

Втрати під час навчання (див. рисунок 3.11) почали зменшуватися приблизно з 9,2 до 0,11, тоді як втрати під час підтвердження почалися з 9,8 і закінчилися на 0,22 у фінальній епосі. У деякі епохи втрати підтвердження були меншими, ніж втрати під час навчання, але вони залишалися значними протягом більшої частини періоду навчання.

Таблиця 3.1 показує агреговану матрицю плутанини мережі розпізнавання активності. Ми досягли 93,2% точності, 91,01% точності та 90,1% запам'ятовування. Запропонована модель розпізнавання активності мала низькі результати під час бойових дій і вандалізму, тоді як продуктивність була найвищою під час наведення зброї та куріння. Як точність, так і запам'ятовування нижчі, тому що є деякі неточності. Для цієї матриці класифікації використовується п'ятдесят видів діяльності в кожній категорії.

Незалежно від того, відбулася подія чи ні, пошук потрібної події за допомогою записів займає надзвичайно багато часу.

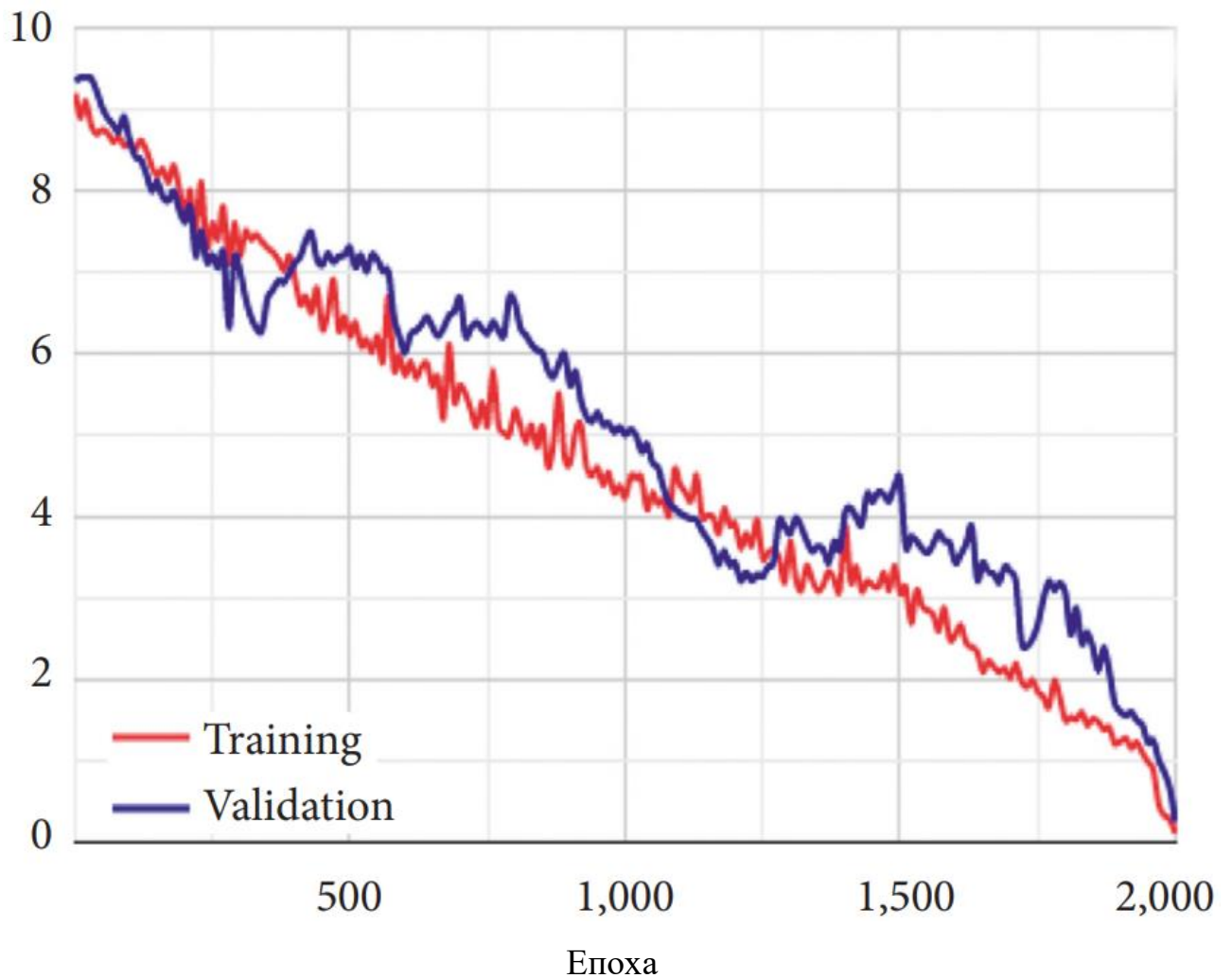


Рисунок 3.11 – Графік втрат для навчання та перевірки 3D CNN [54]

Таблиця 3.1 – Матриця класифікації щодо запропонованих заходів [54]

		Actual activity				
		Куріння	Спрямований пістолет	Вихоплення	Бійка	Вандалізм
Прогнозована активність	Куріння	48	1	1	–	–
	Спрямований пістолет	1	49	–	–	–
	Вихоплення	–	1	47	2	–
	Бійка	–	–	3	44	4
	Вандалізм	–	–	–	5	45

Однак система, яка автоматично визначає будь-які нерегулярні чи ненормальні умови заздалегідь і сповіщає відповідні органи влади, є більш привабливою, і її можна використовувати як у приміщенні, так і на вулиці. Автоматичне відеоспостереження вирішило цю проблему. Неможливо стежити за подіями камер відеоспостереження вручну.

Багато дослідників працювали над просторовою інформацією з часовими послідовностями для розпізнавання та виявлення діяльності людини. Однак їм не вдалося досягти вражаючих результатів у реальному часі. У цій кваліфікаційній роботі представлено гібридну модель, яка спочатку виявляє область інтересу за допомогою архітектури YOLO-v4, де відбувається аномалія або незвичайна активність, а потім передає її в архітектуру 3D-CNN для розпізнавання активності на основі тимчасової інформації [54].

Експерименти, проведені на контрольних наборах даних, і досягнута точність 94,21% показують важливість і надійність запропонованої архітектури. Крім того, для обробки в режимі реального часу та ефективного прийняття рішень використовується архітектура на основі Інтернету речей. Пропонований мультимодальний транспорт є настроюваним, гнучким і розширюваним. Таким чином, інформаційна система «розумного міста» може швидко приймати нові дії, такі як точки пози, відстеження рук тощо. Як наслідок було зроблено такі основні внески:

- Нова структура розпізнавання та виявлення активності, що використовує версію YOLOv4 і 3DCNN.

- Тонке налаштування архітектури згорткової нейронної мережі для кращої точності розпізнавання об'єктів шляхом включення просторової та часової інформації об'єкта.

- Архітектура на основі Інтернету речей була використана для ефективного об'єднання та управління прийняттям рішень архітектур на основі глибокого навчання.

3.5 Висновок до третього розділу

В третьому розділі кваліфікаційної роботи описано виявлення активності на відеозображеннях для безпекових потреб «розумних міст». Спроектовано процес розпізнавання діяльності для безпекових потреб «розумних міст». Організовано «розумне» спостереження за допомогою Інтернету речей в «розумному місті». Описано опрацювання наборів даних безпекових потреб «розумних міст».

4 ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ

4.1 Нормативно-правові основи охорони праці у галузі інформаційних технологій

Нормативно-правові засади забезпечення безпеки праці в галузі інформаційних технологій включають в себе законодавство, стандарти та правила, які регулюють умови праці та гарантують безпеку працівників у даному секторі. Основні нормативні документи у цій сфері включають:

- Конституція України: забезпечує права на працю, охорону праці та здоров'я.
- Закон України «Про охорону праці»: встановлює загальні вимоги до охорони праці, визначає права та обов'язки працівників і роботодавців, а також передбачає відповідальність за порушення вимог охорони праці [58].
- Накази Державної служби України з питань праці: містять конкретні вимоги щодо охорони праці в галузі інформаційних технологій.
- Нормативи Міністерства охорони здоров'я України: містять вимоги до охорони здоров'я працівників у сфері інформаційних технологій.
- Нормативні документи Державного комітету України з промислової безпеки, охорони праці та гірничого нагляду: містять вимоги щодо організації та забезпечення безпеки праці в галузі інформаційних технологій.
- Міжнародні стандарти: включають в себе вимоги до безпеки праці в галузі інформаційних технологій та є рекомендаціями для України.

Загалом, нормативно-правові засади охорони праці в галузі інформаційних технологій спрямовані на забезпечення безпеки та здоров'я працівників.

Хоча здається, що працівники в сфері ІТ не піддаються виробничим ризикам, з розвитком науки та техніки в матеріальному виробництві виникають інновації, які перетворюють знаряддя та об'єкти праці, технології та методи обробки інформації. Основні творці цих технологій, зафіксовані на вдосконаленні інструментів праці, можуть забути про проблеми людей, які виникають внаслідок цих технічних та комп'ютерних революцій.

Зі зростанням застосування автоматизації та комп'ютеризації стає важливим враховувати психологічні особливості людини, такі як швидкість реакції, особливості пам'яті та уваги, емоційний стан і т.д. Виникнення операторської діяльності призвело до значних змін у професійній структурі праці. Фізична складність роботи зменшилась, а ризик виробничого травматизму впав. Однак одночасно з цим на працівника посилюється вплив нових, раніше невідомих або мало вивчених негативних виробничих та психоемоційних факторів, серед яких особливо важливі психофізіологічні аспекти [59].

Праця людини в умовах підвищеного нервового та емоційного напруження, тривалих статичних перевантажень та обмеженої рухової активності може призвести до різноманітних проблем зі здоров'ям, таких як перевтома, зниження фізичної та розумової продуктивності, неврози, захворювання серцево-судинної системи і т.д.

Тому, з впровадженням нових інформаційно-комунікаційних технологій виникає потреба в подальшому удосконаленні системи охорони праці для фахівців ІТ-індустрії. Визначення професійної придатності працівників із сфери інформаційних технологій має включати психофізіологічну експертизу відповідно до статті 5 Закону України "Про охорону праці".

Робота зі сучасними комп'ютерами може викликати психофізіологічне перенавантаження, втоми очей, обмеження рухової активності і відсутність чітких норм праці, які враховують вік, стать, тип зорової діяльності та режим праці та відпочинку протягом робочого дня, тижня чи річного відпусткового періоду.

Для вирішення цих питань необхідно розробити нові нормативно-правові акти, які визначатимуть умови праці та відпочинку фахівців ІТ-індустрії, а також стандарти для підприємств, центрів комп'ютерної техніки, інформаційних технологій та сучасних комп'ютерних класів. Це передбачає розробку нових нормативних документів, які регламентуватимуть робочий час та періоди відпочинку працівників ІТ-індустрії, а також встановлення стандартів для підприємств, центрів комп'ютерної техніки та ІТ-центрів.

З метою збереження та відновлення здоров'я працівників у галузі комп'ютерних технологій, особливо при роботі з новими комп'ютерами, що пов'язана із конкретними факторами професійного ризику, необхідно проводити попередні та періодичні медичні огляди, включаючи психофізіологічну експертизу та визначення професійної придатності. Додатково, для забезпечення безпеки експлуатації ПК слід проводити експертизу, що підтверджує відповідність електробезпеки персональних комп'ютерів вимогам нормативної документації. З метою покращення рівня працездатності, як когнітивної, так і зорової, важливо впроваджувати ергономічні зміни в систему "оператор-термінал". Це сприятиме досягненню ефективної фізичної та інтелектуальної працездатності, а також сприятиме відновленню психосоматичного здоров'я фахівців ІТ-індустрії. [60]

Використання міжнародного досвіду у створенні комфортних візуальних умов та забезпеченні виробничої естетики в приміщеннях і на територіях підприємств, а також дотримання норм рівнів виробничого шуму та акустичної тиші за межами офісу, є важливим. Застосування функціональної музики в офісних приміщеннях та кабінетах допомагає психофізіологічному розвантаженню, запобігає перевтомі та забезпечує необхідний рівень розумової працездатності фахівців у галузі комп'ютерних технологій.

У цьому контексті важливо звернути увагу на створення кімнат для психофізіологічного розвантаження працівників ІТ-галузі у великих центрах інформаційних технологій. Загальний світовий досвід у сфері охорони праці за використання новітніх інформаційних технологій та комп'ютерного обладнання показує, що для запобігання наслідків монотонної праці, підвищення рівня рухової активності та покращення розумової працездатності фахівців ІТ-індустрії корисно використовувати кабінети психофізіологічного розвантаження.

Імпортантним є опит створення комфортних умов в приміщеннях та на територіях підприємств, враховуючи вимоги виробничої естетики, а також додержання нормативів рівнів шуму та тиші поза офісними межами. Застосування функціональної музики може сприяти психофізіологічному

розвантаженню фахівців комп'ютерної галузі та підтримувати їхню розумову працездатність. Крім того, варто звернути увагу на створення спеціальних кімнат для психофізіологічного розвантаження у великих інформаційних технологічних центрах для працівників галузі. Загальний світовий досвід у сфері охорони праці з використанням сучасного комп'ютерного обладнання та передових інформаційних технологій спрямований на попередження наслідків монотонної праці, підвищення рівня рухової активності та поліпшення розумової працездатності фахівців ІТ-індустрії [61].

Для підвищення ефективності системи управління охороною праці велике значення відводиться формуванню та розвитку інформаційної культури фахівців у сфері ІТ-технологій. Ця культура впливає на вдосконалення інформаційного середовища сучасних підприємств, дозволяючи здійснювати надійні прогнози стосовно умов праці, показників здоров'я та працездатності, виробничого травматизму і професійної захворюваності. Це сприяє визначенню політики розвитку підприємств, установ та організацій на основі різноманітних стратегій з охорони праці.

4.2 Вимоги пожежної безпеки при гасінні електроустановок

Кваліфікаційна робота освітнього рівня «магістр» присвячена дослідженню систем комп'ютерного зору на основі інтернету речей для безпекових потреб «розумних міст». Впровадження IoT-пристроїв в міську інфраструктуру потребує використання обширного спектру електроустановок, тому доцільно розглянути вимоги пожежної безпеки при гасінні електроустановок.

Гасіння пожежі в електроустановках слід виконувати виключно вуглекислотними вогнегасниками, попередньо відключивши напругу від електрообладнання. Гасіння пожежі водяними струменями, які можуть бути як компактними, так і розпиленими, дозволяється без відключення напруги лише в електроустановках, які відкриті для огляду, включаючи гарячі кабелі, і при цьому за умови, що напруга не перевищує 10 кВ. В такому випадку ствол

водяного струменя повинен бути заземлений, а робочий персонал повинен використовувати діелектричні боти та рукавички, знаходитись на відстані від горячого електроустаткування не менше: – 4 метрів в електроустановках до 1000 В; – 8 метрів в електроустановках від 6 до 10 кВ. Використання морської води або води з високим ступенем забруднення не допускається. Гасіння пожежі в електроустановках, які знаходяться під напругою до 10 кВ, за допомогою ручних засобів із застосуванням піни абсолютно заборонено, оскільки піна та розчин, який формує піну, мають підвищену електропровідність [62].

В деяких випадках дозволяється гасіння пожежі в електроустановках з напругою до 10 кВ за допомогою повітряно-механічної піни в таких умовах:

- якщо генератор високократної піни, що встановлений перед тим, є надійно заземлений;
- якщо пожежні машини обладнані заземленими насосами.

У випадку, коли частина електрообладнання залишається під напругою під час гасіння пожежі, аби уникнути ризику ураження електрострумом при випадковому контакті або неправильному наближенні людини до струмоведучих частин, відстань повинна бути не менше:

- при напрузі 6-10 кВ – 0,7 м;
- при напрузі 35 кВ – 1 м;
- при напрузі 110 кВ – 1,5 м.

Пожежні бригади можуть приступити до гасіння пожежі в електроустановці лише після того, як їм було проведено інструктаж головним енергетиком та інженером-електриком (черговим електриком) і отримано дозвіл від них. Пожежники повинні урахувувати всі можливі ситуації та наслідки можливих коротких замикань [63].

Під час гасіння пожежі пожежні бригади мають керуватися вказівками головного енергетика та інженера-електрика (чергового електрика), які повинні надавати поради керівнику гасіння пожежі щодо дотримання правил безпеки, можливості загоряння прилеглої апаратури та поширення пожежі. Керівник гасіння пожежі повинен взаємодіяти з головним енергетиком, інженером-

електриком (черговим електриком), узгоджуючи свої дії щодо розстановки сил та засобів пожежогасіння, зміни позицій пожежних стволів та інше.

Заборонено проникати особовому складу пожежних бригад за огороження струмоведучих частин, що перебувають під напругою. Коли пожежні бригади займаються гасінням пожежі, їхні члени повинні припускати, що всі струмоведучі деталі електроустановки залишаються під напругою, за винятком тих частин, щодо відсутності напруги на яких отримано підтвердження від оперативного персоналу [64].

4.3 Висновок до четвертого розділу

В третьому розділі кваліфікаційної роботи описано нормативно-правові основи охорони праці у галузі інформаційних технологій. Подано вимоги пожежної безпеки при гасінні електроустановок.

ВИСНОВКИ

В першому розділі кваліфікаційної роботи освітнього рівня «Магістр»:

- Описано актуальність досліджень в галузі системи комп'ютерного зору на основі інтернету речей.

- Подано аналіз наукових публікацій щодо систем комп'ютерного зору на основі інтернету речей для потреб «розумних міст».

- Розглянуто набори безпекових даних і програми для «розумних міст».

- Описано застосування безпекових роботів в «розумних містах».

В другому розділі кваліфікаційної роботи:

- Досліджено безпекове спостереження на основі карт в «розумних містах».

- Описано мультимодальні агенти збору та обробки безпекових даних.

- Висвітлено процес глобального багат шарового спостереження та побудова ймовірнісної карти.

- Розглянуто виявлення безпекових аномалій в «розумних містах» за допомогою глобальних карт спостереження.

- Подано аналіз потоків людей і транспортних засобів «розумних міст».

В третьому розділі кваліфікаційної роботи:

- Описано виявлення активності на відеозображеннях для безпекових потреб «розумних міст».

- Спроектовано процес розпізнавання діяльності для безпекових потреб «розумних міст».

- Організовано «розумне» спостереження за допомогою Інтернету речей в «розумному місті».

- Описано опрацювання наборів даних безпекових потреб «розумних міст».

У розділі «Охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях» описано нормативно-правові основи охорони праці у галузі інформаційних технологій. Подано вимоги пожежної безпеки при гасінні електроустановок.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ

- 1 J.-W. Choi, D. Moon, and J.-H. Yoo, Robust multi-person tracking for real-time intelligent video surveillance, *ETRI J.* 37 (2015), no. 3, 551–561. <https://doi.org/10.4218/etrij.15.0114.0629>.
- 2 T. Saba, A. Rehman, R. Latif, S. M. Fati, M. Raza, and M. Sharif, “Suspicious activity recognition using proposed deep L4-branched-ActionNet with entropy coded ant colony system optimization,” *IEEE Access*, vol. 9, pp. 89181–89197, 2021.
- 3 A. R. Khan, T. Saba, M. Z. Khan, S. M. Fati, and M. U. G. Khan, “Classification of human’s activities from gesture recognition in live videos using deep learning,” *Concurrency and Computation: Practice and Experience*, vol. 34, no. 10, Article ID e6825, 2022.
- 4 T. Saba, A. Rehman, T. Sadad, H. Kolivand, and S. A. Bahaj, “Anomaly-based intrusion detection system for IoT networks through deep learning model,” *Computers & Electrical Engineering*, vol. 99, Article ID 107810, 2022.
- 5 M. A. Khan, H. Arshad, R. Damaševičius et al., “Human Gait Analysis: A Sequential Framework of Lightweight Deep Learning and Improved Moth-Flame Optimization Algorithm,” *Computational Intelligence and Neuroscience*, vol. 2022, 2022.
- 6 Duda, O., Kunanets, N., Martsenko, S., Matsiuk, O., Pasichnyk, V., Building secure Urban information systems based on IoT technologies. *CEUR Workshop Proceedings 2623*, pp. 317-328. 2020.
- 7 H. Yar, T. Hussain, Z. A. Khan, D. Koundal, M. Y. Lee, and S. W. Baik, “Vision sensor-based real-time fire detection in resource-constrained IoT environments,” *Computational Intelligence and Neuroscience*, vol. 2021, pp. 1–15, 2021.
- 8 B. Al, F. Orujov, R. Maskeliunas, R. Damaševičius, and A. Vencėkauskas, “Fuzzy logic type-2 based wireless indoor localization system for navigation of visually impaired people in buildings,” *Sensors*, vol. 19, no. 9, p. 2114, 2019.

- 9 G. Vallathan, A. John, C. Thirumalai, S. Mohan, G. Srivastava, and J. C. W. Lin, "Suspicious activity detection using deep learning in secure assisted living IoT environments," *The Journal of Supercomputing*, vol. 77, no. 4, pp. 3242–3260, 2021.
- 10 I. M. Nasir, M. Raza, J. H. Shah, S. H. Wang, U. Tariq, and M. A. Khan, "HAREDNet: a deep learning based architecture for autonomous video surveillance by recognizing human actions," *Computers & Electrical Engineering*, vol. 99, Article ID 107805, 2022.
- 11 H. Kolivand, M. S. Rahim, M. S. Sunar, A. Z. A. Fata, and C. Wren, "An integration of enhanced social force and crowd control models for high-density crowd simulation," *Neural Computing & Applications*, vol. 33, no. 11, pp. 6095–6117, 2021.
- 12 G. Sengül, E. Ozcelik, S. Misra, R. Damaševicius, and R. Maskeliunas, "Fusion of smartphone sensor data for classification of daily user activities," *Multimedia Tools and Applications*, vol. 80, no. 24, pp. 33527–33546, 2021.
- 13 F. Afza, M. A. Khan, M. Sharif et al., "A framework of human action recognition using length control features fusion and weighted entropy-variances based feature selection," *Image and Vision Computing*, vol. 106, Article ID 104090, 2021.
- 14 P. Turaga, R. Chellappa, V. S. Subrahmanian, and O. Udrea, "Machine recognition of human activities: a survey," *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 18, no. 11, pp. 1473–1488, 2008.
- 15 Y. ZhuZhu, N. M. Nayak, and A. K. Roy-Chowdhury, "Context-aware activity modeling using hierarchical conditional random fields," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 37, no. 7, pp. 1360–1372, 2015, Jul.
- 16 J. Yue-Hei Ng, M. Hausknecht, S. Vijayanarasimhan, O. Vinyals, R. Monga, and G. Toderici, "Beyond short snippets: deep networks for video classification," in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 4694–4702, Boston, MA, USA, June 2015.
- 17 M. S. Ibrahim, S. Muralidharan, Z. Deng, A. Vahdat, and G. Mori, "A hierarchical deep temporal model for group activity recognition," in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 1971–1980, Las Vegas, NV, USA, June 2016.

- 18 P. Khaire, P. Kumar, and J. Imran, "Combining CNN streams of RGB-D and skeletal data for human activity recognition," *Pattern Recognition Letters*, vol. 115, pp. 107–116, 2018.
- 19 M. Gnouma, A. Ladjailia, R. Ejbali, and M. Zaied, "Stacked sparse autoencoder and history of binary motion image for human activity recognition," *Multimedia Tools and Applications*, vol. 78, no. 2, pp. 2157–2179, 2019.
- 20 Y. Xing, C. Lv, H. Wang, D. Cao, E. Velenis, and F. Y. Wang, "Driver activity recognition for intelligent vehicles: a deep learning approach," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 68, no. 6, pp. 5379–5390, 2019.
- 21 A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. E. Hinton, "Imagenet classification with deep convolutional neural networks," *Advances in Neural Information Processing Systems*, vol. 25, pp. 1097–1105, 2012.
- 22 K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun, "Deep residual learning for image recognition," in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 770–778, June 2016.
- 23 Z. Chang, X. Ban, Q. Shen, and J. Guo, "Research on threedimensional motion history image model and extreme learning machine for human body movement trajectory recognition," *Mathematical Problems in Engineering*, vol. 2015, pp. 1–15, 2015.
- 24 X. F. Ji, Q. Q. Wu, Z. J. Ju, and Y. Y. Wang, "Study of human action recognition based on improved spatio-temporal features," *International Journal of Automation and Computing*, vol. 11, no. 5, pp. 500–509, 2015.
- 25 Y. Zhong, B. Xu, G. T. Zhou, L. Bornn, and G. Mori, "Time Perception Machine: Temporal point Processes for the when, where and what of Activity Prediction," 2018, <https://arxiv.org/abs/1808.04063>.
- 26 T. Saba, "Intrusion detection in smart city hospitals using ensemble classifiers," in *Proceedings of the 2020 13th International Conference on Developments in eSystems Engineering (DeSE)*, pp. 418–422, IEEE, Liverpool, United Kingdom, June 2020.

27 J. Patalas-Maliszewska, D. Halikowski, and R. Damaševičius, “An automated recognition of work activity in industrial manufacturing using convolutional neural networks,” *Electronics*, vol. 10, no. 23, p. 2946, 2021.

28 D. A. John, “IEEE 802 LMSC,” 2022, https://standards.ieee.org/standard/802_3-2018.html.

29 M. E. Issa, A. M. Helmi, M. A. A. Al-Qaness, A. Dahou, M. A. Elaziz, and R. Damaševičius, “Human activity recognition based on embedded sensor data fusion for the internet of healthcare things,” *Healthcare*, vol. 10, no. 6, p. 1084, 2022.

30 M. Ma, S. M. Preum, M. Y. Ahmed, W. Tärneberg, A. Hendawi, and J. A. Stankovic, Data sets, modeling, and decision making in smart cities: A survey, *ACM Trans. Cyber-Phys. Syst.* 4 (2019), no. 2, 1–28. <https://doi.org/10.1145/3355283>.

31 R. Rothe, R. Timofte, and L. V. Gool, Deep expectation of real and apparent age from a single image without facial landmarks, *Int. J. Comput. Vision* 126 (2018), no. 2–4, 144–157. <https://doi.org/10.1007/s11263-016-0940-3>.

32 K. Chen and J.-K. Kämäräinen, Pedestrian density analysis in public scenes with spatiotemporal tensor features, *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.* 17 (2016), no. 7, 1968–1977. <https://doi.org/10.1109/TITS.2016.2516586>.

33 A. Patron-Perez, M. Marszalek, I. Reid, and A. Zisserman, Structured learning of human interactions in tv shows, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 34 (2012), no. 12, 2441–2453.

34 P. Foggia, A. Saggese, and M. Vento, Real-time fire detection for video surveillance applications using a combination of experts based on color, shape and motion, *IEEE Trans. Circ. Syst. Video Technol.* 25 (2015), 1545–1556.

35 Z. Dong, Y. Wu, M. Pei, and Y. Jia, Vehicle type classification using a semisupervised convolutional neural network, *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.* 16 (2015), no. 4, 2247–2256.

36 Y. Bi, C. Lin, H. Zhou, P. Yang, X. Shen, and H. Zhao, Timeconstrained big data transfer for SDN-enabled smart city, *IEEE Commun. Mag.* 55 (2017), no. 12, 44–50.

37 S. Meghana, T. V. Nikhil, R. Murali, S. Sanjana, R. Vidhya, and K. J. Mohammed, Design and implementation of surveillance robot for outdoor security,

(Proc. IEEE International Conference on Recent Trends in Electronics, Information Communication Technology, Bangalore, India), May 2017, pp. 1679–1682.

38 P. Chakravarty, A. M. Zhang, R. Jarvis, and L. Kleeman, Anomaly detection and tracking for a patrolling robot, (Australasian Conference on Robotics and Automation, Brisbane, Australia). Dec. 2007.

39 C. Zhang, Q. Zhan, Q. Wang, H. Wu, T. He, and Y. An, Autonomous dam surveillance robot system based on multisensor fusion, *Sensors* 20 (2020), no. 4. <https://doi.org/10.3390/s20041097>.

40 D. D. Paola, A. Milella, G. Cicirelli, and A. Distante, An autonomous mobile robotic system for surveillance of indoor environments, *Int. J. Adv. Robotic Syst.* 7 (2010), no. 1. <https://doi.org/10.5772/7254>.

41 Shin, Hochul, et al. "Multimodal layer surveillance map based on anomaly detection using multi-agents for smart city security." *ETRI Journal* 44.2 (2022): 183-193.

42 T. Uhm, G.-D. Bae, J. Lee, and Y.-H. Choi, Multi-modal sensor calibration method for intelligent unmanned outdoor security robot, (Proceedings of the Sixth International Conference on Green and Human Information Technology), 2019, pp. 215–220.

43 G.-D. Bae, T. Uhm, Y.-H. Choi, and J.-H. Hwang, Study on multi-modal sensor system based semantic navigation map building, (International Conference on Control, Automation and Systems, Busan, Rep. of Korea), Oct. 2020, pp. 1195–1197.

44 J.-Y. Lee and W. Yu, Robust self-localization of ground vehicles using artificial landmark, (International Conference on Ubiquitous Robots and Ambient Intelligence, Kuala Lumpur, Malaysia), Nov. 2014, pp. 303–307.

45 J. Redmon and A. Farhadi, Yolov3: An incremental improvement, 2018. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1804.02767/>.

46 J.-Y. Lee, S. Choi, and J. Lim, Detection of high-risk intoxicated passengers in video surveillance, (IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance, Auckland, New Zealand), Nov. 2018, pp. 1–6.

47 H. Shin and J.-Y. Lee, Pedestrian video data abstraction and classification for surveillance system, (International Conference on Information and Communication Technology Convergence, Jeju, Rep. of Korea), Oct. 2018. <https://doi.org/10.1109/ICTC.2018.8539426>.

48 W. S. Park, and Y. B. Kim, Anomaly detection in particulate matter sensor using hypothesis pruning generative adversarial network, *ETRI J.* 43 (2021), 511–523.

49 H. Shin and K. Na, Anomaly detection algorithm based on global object map for video surveillance system, (International Conference on Control, Automation and Systems, Busan, Rep. of Korea), Oct. 2020. <https://doi.org/10.23919/ICCAS50221.2020.9268258>.

50 H. Shin and K. Na, Anomaly detection using elevation and thermal map for security robots, (International Conference on Information and Communication Technology Convergence, Jeju, Rep. of Korea), Oct. 2020. <https://doi.org/10.1109/ICTC49870.2020.9289470>.

51 K. Lee, K. Lee, H. Lee, and J. Shin, A simple unified framework for detecting out-of-distribution samples and adversarial attacks, (Proceedings of International Conference on Neural Information Processing Systems, Montreal, Canada), 2018, pp. 7167–7177.

52 A. Bochkovskiy, “Darknet: Open-Source Neural Networks in Python,” 2021, <https://github.com/AlexeyAB/darknet>.

53 A. Bochkovskiy, C. Y. Wang, and H. Y. Liao, “Yolov4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection,” 2020, <https://arxiv.org/abs/2004.10934>.

54 Rehman, Amjad, et al. "Internet-of-things-based suspicious activity recognition using multimodalities of computer vision for smart city security." *Security and communication Networks* 2022 (2022).

55 J. Arunnehr, G. Chamundeeswari, and S. P. Bharathi, “Human action recognition using 3D convolutional neural networks with 3D motion cuboids in surveillance videos,” *Procedia Computer Science*, vol. 133, pp. 471–477, 2018.

56 J. L. González, C. Zaccaro, J. A. García, L. M. Morillo, and F. Caparrini, “Real-time gun detection in CCTV: an open problem,” *Neural Networks*, vol. 132, pp. 297–308, 2020.

57 W. Sultani, C. Chen, and M. Shah, “Real-world anomaly detection in surveillance videos,” 2018, <https://arxiv.org/abs/1801.04264>.

58 Закон України про охорону праці, Відомості Верховної Ради України (ВВР), 1992: Режим доступу до ресурсу: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/2694-12#Text>.

59 Цивільна безпека (Охорона праці), Вдосконалення охорони праці в ІТ-індустрії, 2019." Режим доступу до ресурсу: https://www.khadi.kharkov.ua/fileadmin/P_vcheniy_secretar/OXOPONA_PRACI/R_IT-INDUSTRIA.pdf.

60 В.І. Голінько, М.Ю. Іконніков, Я.Я. Лебедев, Охорона праці в галузі інформаційних технологій: Навчальний посібник. Дніпропетровськ: НГУ, 2015.

61 Охорона праці в галузі інформаційних технологій, 2019. URL: http://yu.mk.ua/news/show/okhorona_pratsi_v_galuzi_informatsiynikh_tekhnologii.

62 Гасіння пожеж на енергетичних об'єктах під напругою. Охорона праці і пожежна безпека. URL: <https://oppb.com.ua/docs/gasinnya-pozhezh-na-energetichnih-obiektah-pid-naprugoyu>.

63 Яким вогнегасником можна гасити електрообладнання з техніки безпеки? - Zprim. Zprim. URL: <http://zprim.com.ua/yakim-vognegasnikom-mozhna-gasiti-elektroobladnannya-z-tehniki-bezpeki/>.

64 Про затвердження Інструкції з гасіння пожеж на енергетичних об'єктах України. Офіційний вебпортал парламенту України. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/z0013-12#>.

ДОДАТКИ

Тези конференції

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ТЕРНОПІЛЬСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ
УНІВЕРСИТЕТ ІМЕНІ ІВАНА ПУЛЮЯ

МАТЕРІАЛИ

XI НАУКОВО-ТЕХНІЧНОЇ КОНФЕРЕНЦІЇ

**«ІНФОРМАЦІЙНІ МОДЕЛІ,
СИСТЕМИ ТА ТЕХНОЛОГІЇ»**



13-14 грудня 2023 року

ТЕРНОПІЛЬ
2023

УДК 004.9

Крисюк М.В., Закопєць А.І., Дуда Х.О.

Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, Україна

СТАН ТА ПЕРСПЕКТИВИ ОБЧИСЛЮВАЛЬНИХ ПЛАТФОРМ ДЛЯ МІСЬКИХ ЗАДАЧ

Krysiuk M.V., Zakopets A.I., Duda Kh.O.

STATUS AND PROSPECTS OF COMPUTING PLATFORMS FOR URBAN TASKS

Світ швидко урбанізується, і населення міст зростає. Це створює ряд складнощів, таких як забруднення навколишнього середовища, транспортні затори та нерівність. Інформаційні та комунікаційні технології (ІКТ) можуть допомогти вирішити ці задачі [1]. ІКТ можуть використовуватися для моніторингу стану міста, управління ресурсами та надання послуг громадянам.

Обчислювальні платформи – це галузь, яка вивчає використання ІКТ для вирішення міських задач. Обчислювальні платформи використовують широкий спектр технологій, включаючи датчики, штучний інтелект та машинне навчання. Обчислювальні платформи мають потенціал для покращення якості життя в містах. Вони можуть допомогти знизити забруднення навколишнього середовища, покращити транспортну інфраструктуру, забезпечити доступні соціальні послуги. Обчислювальні платформи все ще перебувають у зародковому стані, але вони мають великий потенціал для зміни способу життя в містах.

Крім традиційних джерел даних, таких як сенсори та державні реєстри, обчислювальні платформи також можуть використовувати дані, генеровані користувачами. Ці дані можуть бути отримані за допомогою мобільних пристроїв і Інтернету. Наприклад, клієнти можуть використовувати мобільні програми для публікації оцінок або коментарів щодо продукту чи послуги після споживання або використання послуги. Ці дані можуть використовуватися для покращення якості продуктів і послуг, а також для надання більш персоналізованого досвіду клієнтам.

Інші приклади даних, генерованих користувачами: дані про трафік, отримані від GPS-трекерів у смартфонах, дані про соціальні мережі, такі як публікації та коментарі в Facebook і Twitter, дані про використання громадського транспорту, отримані від мобільних пристроїв [2]. Ці дані можуть використовуватися для покращення інфраструктури міста, таких як транспортна система і системи безпеки. Вони також можуть використовуватися для надання нових послуг громадянам, таких як мобільні повідомлення про дорожні затори або доступ до культурних заходів.

Обчислювальні платформи можуть використовуватися для створення імітаційних моделей, які можуть допомогти планувальникам міст краще зрозуміти поведінку міста та розробити ефективніші рішення. Наприклад, імітаційне моделювання може використовуватися для прогнозування попиту послуг або моделювання їх впливу на міське середовище. Обчислювальні платформи можуть використовуватися для створення повсюди міст, які забезпечують громадянам доступ до інформації та послуг у будь-якому місці. Наприклад, вони можуть використовуватися для надання мобільних повідомлень про громадські заходи та надання доступу до державних послуг.

Література

1. Honarvar, A.R.; Sami, A. Towards sustainable smart city by particulate matter prediction using urban big data, excluding expensive air pollution infrastructures. *Big Data Res.* 2019, 17, 56–65.
2. Tekler, Z.D.; Low, R.; Yuen, C.; Blessing, L. Plug-Mate: An IoT-based occupancy-driven plug load management system in smart buildings. *Build. Environ.* 2022, 223, 109472.

УДК 004.9

Крисиук М.В., Закопець А.І., Дуда Х.О.

Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, Україна

ІНФОРМАЦІЙНО-ТЕХНОЛОГІЧНІ ПЛАТФОРМИ ТА ІМІТАЦІЙНЕ МОДЕЛЮВАННЯ ДЛЯ ПОТРЕБ «РОЗУМНИХ МІСТ»

Krysiuk M.V., Zakopets A.I., Duda Kh.O.

INFORMATION TECHNOLOGY PLATFORMS AND SIMULATION FOR THE NEEDS OF SMART CITIES

Мініатюризація датчиків і комунікаційних технологій зробила можливим створення нових інформаційних систем «розумних міст». Ці екосистеми об'єднують різноманітні інформаційні та комунікаційні технології, такі як датчики, штучний інтелект, машинне навчання та мережі, для створення «розумних» систем, які можуть спостерігати, аналізувати та керувати міськими системами.

Інформаційно-технологічні платформи – це галузь, яка вивчає використання цих технологій для вирішення міських задач. Вони мають на меті покращити спосіб життя громадян і міське середовище, а також зробити служби «розумного міста» більш ефективними та інформативними. Інформаційно-технологічні платформи можуть використовуватися для моніторингу трафіку, виявлення злочинів та інших загроз, а також для надання громадянам інформації та послуг у режимі реального часу. Інформаційно-технологічні платформи можуть використовуватися для оптимізації використання енергії, зменшення викидів та покращення якості повітря та води. Інформаційно-технологічні платформи можуть використовуватися для надання громадянам доступу до послуг, таких як освіта, охорона здоров'я та громадський транспорт, незалежно від їхнього місця проживання. Інформаційно-технологічні платформи все ще перебувають у зародковому стані, але вони мають потенціал для радикального перетворення міст.

Імітаційне моделювання – це метод, який використовується для створення цифрової копії фізичної системи. Ця копія може використовуватися для прогнозування поведінки системи в реальному світі. Імітаційне моделювання має ряд переваг використання для «розумних міст». Імітаційне моделювання може використовуватися для прогнозування того, як фізична система буде працювати в реальному світі. Це може бути використано для оцінки ефективності системи або для виявлення потенційних проблем. Імітаційне моделювання може використовуватися для пояснення того, як працюють системи «розумних міст». Це може допомогти дослідникам і практикам краще зрозуміти систему і розробити більш ефективні рішення [1].

Імітаційне моделювання може використовуватися для дослідження проблеми на різних рівнях абстракції. Це може бути корисно для вивчення складних проблем, які важко вивчити в реальному світі. Імітаційне моделювання може бути повторено для подальших досліджень. Це може бути корисно для перевірки результатів або для вивчення впливу змін на систему.

Імітаційне моделювання також має деякі недоліки. Воно може бути дорогим і трудомістким, оскільки вимагає великої кількості даних і обчислень. Крім того, імітаційне моделювання може бути не здатним адаптуватися до постійно мінливих даних.

Література

1. Malik, A.W.; Mahmood, I.; Ahmed, N.; Anwar, Z. Big data in motion: A vehicle-assisted urban computing framework for smart cities. *IEEE Access* 2019, 7, 55951–55965.

Корба Д., Мудрик І. ПРОЕКТУВАННЯ ТА РОЗРОБКА СИСТЕМИ МОНІТОРИНГУ РУХОМИХ ОБ'ЄКТІВ З ВИКОРИСТАННЯМ ТЕХНОЛОГІЙ JAVA, SPRING ТА ПРОТОКОЛУ GTFS Korba D., Mudryk I. DESIGN AND DEVELOPMENT OF MOBILE OBJECTS MONITORING SYSTEM USING JAVA, SPRING AND GTFS PROTOCOL TECHNOLOGIES	63
Віталій Кравчук ПРОБЛЕМА ЗАХИСТУ КІБЕРПРОСТОРУ МАЛОГО ТА СЕРЕДНЬОГО БІЗНЕСУ Vitaliy Kravchuk CYBERSECURITY ISSUES FOR SMALL AND MEDIUM-SIZED BUSINESSES	64
О. Крамар, К. Козачук; Ю. Лавришчук КОНЦЕПТ VR-ПРОСТОРУ ЦЕНТРУ НАУКИ ТЕРНОПОЛЯ O. Kramar, K. Kozachuk; Yu. Lavryshchuk THE CONCEPT OF THE TERNOPIL SCIENCE CENTER'S VR SPACE	66
Т.О. Крамар, О.М. Дуда ТЕХНОЛОГІЇ ДОПОВНЕНОЇ РЕАЛЬНОСТІ В «РОЗУМНОМУ МІСТІ» T.O. Kramar, O.M. Duda AUGMENTED REALITY TECHNOLOGIES IN THE SMART CITY	67
Крисиук М.В., Закопєць А.І., Дуда Х.О. СТАН ТА ПЕРСПЕКТИВИ ОБЧИСЛЮВАЛЬНИХ ПЛАТФОРМ ДЛЯ МІСЬКИХ ЗАДАЧ Krysiuk M.V., Zakopets A.I., Duda Kh.O. STATUS AND PROSPECTS OF COMPUTING PLATFORMS FOR URBAN TASKS	68
Крисиук М.В., Закопєць А.І., Дуда Х.О. ІНФОРМАЦІЙНО-ТЕХНОЛОГІЧНІ ПЛАТФОРМИ ТА ІМІТАЦІЙНЕ МОДЕЛЮВАННЯ ДЛЯ ПОТРЕБ «РОЗУМНИХ МІСТ» Krysiuk M.V., Zakopets A.I., Duda Kh.O. INFORMATION TECHNOLOGY PLATFORMS AND SIMULATION FOR THE NEEDS OF SMART CITIES	69
Кубарич З.П., Скарга-Бандурона І.С. ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ ЕФЕКТИВНОГО РЕАГУВАННЯ НА ІНЦИДЕНТИ У SIEM СИСТЕМІ Z.P. Kubarych, I.S. Skarga-Bandurova USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE FOR EFFECTIVE INCIDENT RESPONSE IN SIEM SYSTEM	70
О.П. Кузьмич, Я.В. Литвиненко МЕТОДИ СТАТИСТИЧНОГО ОПРАЦЮВАННЯ МЕДИЧНИХ СИГНАЛІВ O.P. Kuzmych, Ya.V. Lytvynenko METHODS OF STATISTICAL PROCESSING OF MEDICAL SIGNALS	71
О.А. Кучеренко, О.О. Кучеренко ОСОБЛИВОСТІ ПЕРЕДОБРОБКИ ДАНИХ ДЛЯ МЕТОДІВ ПРОГНОЗУВАННЯ O.A.Kucherenko, O.O.Kucherenko FEATURES DATA PREPROCESSING FOR FORECASTING METHODS	72
Лєбідко Д.М., Онуферко В.А., Перетятко Т.П. ВЕЛИКІ ЗА ОБ'ЄГОМ ДАНІ, РЕЛЯЦІЙНІ ТА НЕРЕЛЯЦІЙНІ МОДЕЛІ Lebidko D.M., Onuferko V.A., Peretiatko T.P. BIG DATA, RELATIONAL AND NON-RELATIONAL MODELS	73
Лєбідко Д.М., Онуферко В.А., Перетятко Т.П. ХМАРНІ ПЛАТФОРМИ, ОБЧИСЛЕННЯ ТА ІНТЕРНЕТ РЕЧЕЙ Lebidko D.M., Onuferko V.A., Peretiatko T.P. CLOUD PLATFORMS, COMPUTING AND THE INTERNET OF THINGS	74